



Title	工場エネルギー供給計画最適化に関する研究
Author(s)	北村, 聖一
Citation	大阪大学, 2013, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.18910/26173
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

博士学位論文

工場エネルギー供給計画最適化に関する研究

北 村 聖 一

2013年7月

大阪大学大学院工学研究科

論文概要

製紙工場、化学工場、石油精製工場などの大規模工場では、電力だけでなく大量の熱を消費するため、熱電併給型の自家発プラントを持つ。数十 MW 級以上の自家発プラントでは、年間の燃料費が数十億円から百億円以上にも及ぶため、1%の省エネでもその効果は大きい。また、省エネ法の度重なる改正により工場での省エネへの取り組みが強化され、事業者全体でエネルギー原単位を年平均 1%以上低減する努力目標が課せられている。

自家発プラントを持つ工場では、インバータ化や高効率な発電設備の導入など、主にハードウェアの投資による省エネ化を図ってきた。次のステップとして、発電設備群トータルでの運用改善による省エネが注目されており、最適運用計画により、工場の発電設備群の運用を改善するシステムへのニーズが高まっている。最適化計算を行う場合、発電設備の数が増えるほど計算量が多くなり、またエネルギー需要が時々刻々と変化することから、最適解を得るまでの計算時間が問題視されてきた。ところが近年、計算機能力が飛躍的に向上したことにより、これまで多くの時間を要した、最適な設備運用計画が実時間で算出できるようになってきた。

本論文では、このような工場の自家発プラントにおけるエネルギー供給計画最適化に関して、以下のようなニーズおよび技術的課題を抽出するとともに、それぞれについて解決策を提案し、提案手法に対する有効性の検証を行う。

第 2 章では多目的最適化について述べる。自家発プラントの運転最適化では、主に経済性を単一の目的関数として扱ってきたが、工場によっては経済性だけでなく環境負荷など、複数の目的関数を考慮して運用するニーズがある。既に多目的最適化手法は提案されているが、重み付け法などの従来手法ではパレート解を均等に得ることが難しいという問題がある。そこで、複数の目的の最適性に加えて、目的関数空間上に解を均等に得ることに着眼した手法として改良 MOPSO を提案し、仮想プラントへの適用によりその有効性を検証する。

第 3 章では経済性と制御のし易さの両立について述べる。自家発プラントはできるだけ安定的に運転すべきであるが、経済性に着目しすぎると、発電設備の制御が困難な運用計画が立案される場合がある。このような運用計画は実現することができず、結果として経済的な運転とならない恐れがある。そこで、

経済的に良好な複数の準最適解を求め、その中から制御のし易さという点で優れた運転計画を選択する手法として、PSO の繰り返し計算をベースとした Multimodal PSO を提案し、仮想プラントへの適用によりその有効性を検証する。

第 4 章では不確実性を考慮した最適化について述べる。従来の自家発プラントの運転最適化では、次の時刻のエネルギー需要は確定的であるものとして計算していた。エネルギー需要が予測通りにならない場合は、最適運用計画による最適性が保証されない上、電力会社との契約違反など、運転上の制約条件を逸脱する恐れがある。そこで、不確実性要素の直積で表した確率分布をメッシュに区切り、全事象で共通の運転値と、各メッシュにおける事象が起こった場合の調整値を考慮して最適化を行う手法を提案し、仮想プラントへの適用によりその有効性を検証する。

第 5 章では省エネシステム導入後の効果検証について述べる。自家発プラントの最適運用計画を立案するシステムを普及させるためには、省エネシステム導入後に本当に効果があったのかを検証し、ユーザの理解を得る必要がある。ところが、システム導入後の環境条件が変化する場合は、省エネシステムによる効果の妥当な評価ができない。そこで、省エネシステム導入前の実運転と最適運転計画から最適運転率を求め、省エネシステム導入後の環境条件と最適運転率から算出したエネルギー変動費を実運転のものと比較することにより省エネ効果を推定する方法を提案する。併せて、実プラントへの適用結果を述べる。

第 6 章では、本研究から得られた成果をまとめるとともに、工場エネルギー供給計画最適化の今後の課題について述べる。

目次

第 1 章 序論.....	1
1.1 研究の背景.....	1
1.2 本研究の目的.....	3
1.3 本論文の構成.....	6
第 2 章 エネルギー供給計画の多目的最適化	11
2.1 緒言	11
2.2 多目的最適化方式の提案.....	12
2.2.1 PSO	12
2.2.2 MOPSO	14
2.2.3 改良 MOPSO	19
2.3 工場エネルギー供給システムへの適用.....	26
2.3.1 定式化	27
2.3.2 シミュレーション実験.....	29
2.4 考察	35
2.5 結言	35
第 3 章 制御のし易さを考慮したエネルギー供給計画最適化	37
3.1 緒言	37
3.2 エネルギー供給計画最適化問題の定式化.....	38
3.3 複数解探索アルゴリズム	42
3.3.1 Multi PSO	42
3.3.2 Niche PSO	47
3.4 適用結果.....	51
3.5 解選択方法.....	53
3.6 考察	55
3.6.1 適用結果の評価.....	55
3.6.2 アルゴリズムパラメータの影響.....	56
3.7 結言	57
第 4 章 不確実性を考慮したエネルギー供給計画最適化	59
4.1 緒言	59
4.2 工場自家発プラントの運転最適化モデル.....	61
4.2.1 自家発プラントのモデル化.....	61
4.2.2 設備入出力特性式	63

4.2.3	所内需要特性式.....	63
4.2.4	エネルギーバランス式.....	63
4.2.5	変数の上下限制約式.....	64
4.2.6	変動範囲に関する上下限制約式.....	64
4.2.7	目的関数.....	65
4.3	OCPD 法の提案	65
4.3.1	不確実性要素の選定.....	65
4.3.2	不確実性要素の確率分布	66
4.3.3	不確実性要素を含んだ自家発プラントのモデル化.....	67
4.4	仮想プラントへの適用	70
4.4.1	計算条件.....	71
4.4.2	予測が外れたときの処置	74
4.4.3	制約違反時の処置	75
4.4.4	制約を緩和した場合の計算結果.....	77
4.4.5	制約違反を回避させた場合の計算結果.....	78
4.5	考察	81
4.6	結言	83
第5章	最適化手法を適用したエネルギー変動費推定法	85
5.1	緒言	85
5.2	省エネ効果推定法	87
5.2.1	従来手法の問題点	87
5.2.2	CEBOM 法	87
5.3	実プラントでの有効性の評価	97
5.3.1	適用例 1	99
5.3.2	適用例 2	99
5.3.3	適用例 3	99
5.3.4	まとめ	99
5.4	結言	100
第6章	結論	102
6.1	研究の成果	102
6.2	エネルギー供給計画最適化の将来	105
謝辞		107
業績目録		108

第1章 序論

1.1 研究の背景

製紙工場，化学工場，石油精製工場などの大規模工場では，電力だけでなく大量の熱を消費するため，熱電併給型の自家発プラントを持つことが多い。熱電併給型の自家発プラントは，コージェネレーションシステムとも呼ばれ，電力と熱を同時に供給する発電設備群を指す^[1]。国内の電力会社における発電・送電・配電を行う一貫電力供給システムに比べて，自家発プラントによる電力と熱の供給は総合効率の面で優れている。例えば，投入する一次エネルギーを100%とすると，電力会社の平均的なプラント発電効率は39%，さらに送電ロスを差し引いて需要家端で電力エネルギーは35%程度となる。一方，自家発プラントは送電ロスがほとんどないこと，さらに電力として取り出すエネルギーと同等以上の排熱を有効利用できることから，総合効率は70～80%となり，一次エネルギーを有効に利用できる点で優位である。

工場の自家発プラントでは，発電設備として数百 t/h 級の蒸気を発生できるボイラや，数十 MW 級の発電ができる蒸気タービン発電機，ガスタービン発電機などを備えている^{[2][3][4][5]}。ボイラは，石炭，石油，ガスなどの化石燃料，およびバイオマス燃料（木くず，廃材，廃タイヤ等）などを燃焼することにより熱エネルギーを発生させ，熱交換器にてその熱エネルギーを給水へと伝えて高温高压の蒸気を発生させる。ボイラで発生した蒸気は，蒸気タービンへと送られ，蒸気の膨張により熱エネルギーをタービンの回転運動エネルギーへと変換し，さらに発電機にて回転運動エネルギーを電気エネルギーへと変換する。抽気復水タービン，抽気背圧タービンなど，蒸気タービンの種類によっては，タービンの途中あるいは出口で，排熱として中圧，低圧の蒸気を得ることができる。また，ガスタービンは，ガスを燃焼して熱エネルギーを発生し，燃焼ガスの膨張により熱エネルギーをタービンの回転運動エネルギーへと変換し，発電機にて回転運動エネルギーを電気エネルギーへと変換する。また，燃焼ガスの排熱で蒸気や温水を発生させることも可能である。自家発プラントは，このようにして発電設備で発生させた電力と熱（蒸気，温水）を，工場の需要に合わせて生産ラインへと送っている。

数十 MW 級以上の自家発プラントでは，年間の燃料費が数十億円から百億円

以上にも及ぶため、1%の省エネでも数千万円から1億円以上のコストメリットとなり、その効果は大きい。また、1997年の第3回気候変動枠組条約締約国会議（地球温暖化防止京都会議，COP3）に続き、2005年の京都議定書の発効により、地球温暖化ガス削減の気運が高まった^[6]。日本は、期間が延長される京都議定書の第2約束期間への不参加を表明したが、企業の環境への貢献は環境ISOの取組みに見られるように今後も社会的な評価指標の一つとなると考えられる。さらに、エネルギーの使用の合理化に関する法律（省エネ法）の度重なる改正により工場での省エネへの取り組みが強化され、エネルギー使用に関わる定期報告書や中長期計画書の経済産業局への提出が一部義務化されるとともに、事業者全体でエネルギー原単位（単位量の製品を生産するのに必要なエネルギー消費量）を年平均1%以上低減する努力目標が課せられている^[7]。このように、経営面、環境面、社会制度面から、工場における省エネは必須の課題となっている。

従来、自家発電プラントを持つ工場では、インバータ化や高効率な発電設備の導入など、ハードウェアの投資による省エネ化を図ってきた。また、断熱・保温の強化やエネルギー回収など、ロスの改善による省エネ化を図ってきた^[8]。ところが、これらの発電設備単体や特定箇所での省エネは実施し尽くした感があり、次のステップとして、発電設備群トータルでの運用改善による省エネが注目されている^[9]。通常、運転員はできるだけ経済的な運用となるよう、電力会社からの購入電力、あるいは電力会社への売電力も考慮して運転計画を立て、それに基づいて自家発電プラントを制御しているが、経験と勘によるところが大きく、その運用が必ずしも最適であるとは限らない。そこで、最適運用計画により、工場の発電設備群の運用を改善するシステムへのニーズが高まっている。

1.2 本研究の目的

前節で述べたように、工場における省エネが必須の課題となっている。本論文では、特に大規模工場における熱電併給型の自家発プラントの運用改善による省エネに着目する。従来のように発電設備単体での運用改善を考えると、例えば 2 台の設備でエネルギーを供給する場合、一方の設備で高効率となる負荷帯で運転を行うと、別の設備ではエネルギー供給量の調整のために低効率となる負荷帯で運転せざるを得ないことがあり、トータルとして高効率にならないことがある。最適な運転計画を得るためには、いくつかの運転パターンの中から、設備群トータルとして最高効率となるような負荷配分を決定する必要がある。そのために、各発電設備の入出力特性をモデル化し、エネルギー需要を満足する等の制約を考慮した運転計画問題を立て、その計画問題に対して最適化計算手法を適用することが考えられている。最適化計算を行う場合、発電設備の数が増えるほど計算量が多くなり、またエネルギー需要が時々刻々と変化することから、最適解を得るまでの計算時間が問題視されてきた。ところが近年、計算機能力が飛躍的に向上したことにより、これまで多くの時間を要した、最適な設備運用計画が実時間で算出できるようになってきた。それに伴い、一部の工場では、自家発プラントの最適運転計画を立案する FEMS (Factory Energy Management System) を導入し、運用を開始している^[10]。

このような自家発プラントの最適運転計画の立案に関して、以下のようなニーズおよび技術的課題を抽出した。本論文では、以下の(1)～(6)のうち(1)～(4)の課題について解決策の提案を行うとともに、提案に対する検証を行うことを目的とする。

(1) 多目的最適化

従来の自家発プラントの運転計画最適化では、主に経済性を単一の目的関数として扱ってきたが、工場によっては経済性だけでなく環境負荷など、複数の目的関数を考慮して運用するニーズがある。複数の目的関数を同時に扱える多目的最適化手法が提案されているが、変数が増えると指数関数的に計算時間が長くなるという問題が指摘されている。また、複数の目的関数を単一の目的関数に変換して解く多目的最適化手法として、重み付け法や制約変換法が挙げられるが、いずれも解を得る過程で工夫をしなければ、目的関数空間上にパレート解（優劣を付けることができない解の集合）を均等に得る

ことが難しいと考えられる。多目的最適化では、最適性に加えて、解を均等に得ることが手法の優劣を決める 1 つの評価指標となっている^{[11][12]}。

(2) 経済性と制御のし易さを両立した最適化

自家発プラントはできるだけ安定的に運転すべきであるが、経済性に着目しすぎると、発電設備の制御が困難な運転計画が立案される恐れがある。そのような運転計画に従うと、運転が大きく振れて設備に負担を与えたり、あるいは運転計画自体が実現できなかつたりすると考えられる。特に、エネルギー需要が大きく変化する生産ラインの起動停止時や、電力会社からの昼夜間の購入電力単価の切替え時などは、最適運転計画での発電設備の負荷バランスも大きく変動するため、その計画が制御可能かどうかを注意する必要がある。この対策として、できるだけ制御の変動を抑え、かつ経済的にも良好な次時刻の運転指令値を、短時間で算出する最適化手法が望まれる。

(3) 不確実性要素を考慮した最適化

従来の自家発プラントの運転計画最適化では、次の時刻のエネルギー需要は確定的であるものとして計算していた。エネルギー需要が予測通りとなる場合は、計画通りに発電設備を運転できるが、生産ラインでの急なトラブルなどによりエネルギー需要が予測通りにならない場合は、発電設備の運転を修正する必要があるが、最適運転計画による最適性が確保されない。エネルギー需要の予測が外れると、電力会社との契約違反など、運転上の制約条件を逸脱する恐れがある。さらに、導入が進む太陽光発電や風力発電など自然エネルギーの発電量によっても自家発プラントの運転が左右されるが、自然エネルギーの予測は難しい。したがって、生産ラインで予測困難な事象が発生するような工場や、自然エネルギーを大量に導入する工場においては、不確実性を考慮した最適化が必要になると考えられる。

(4) 最適化システム導入後の効果検証

自家発プラントの最適運用計画を立案するシステムを普及させるには、システム導入後に本当に導入した効果があったのかを検証し、ユーザの理解を得る必要がある。システムの導入前後が同じ環境条件（ここで言う環境条件とは、工場でのエネルギー需要、燃料単価、電力会社からの購入電力単価などを指す）であれば、単純に導入前後の経済性や温室効果ガス排出量などを比較すれば良いが、システム導入後の環境条件が変化する場合は、省エネ効

果が環境条件の変化によるものなのか省エネシステムの導入によるものなのかを切り分けることができないため、単純にシステム導入前後を比較しても妥当な評価ができない。そこで自家発プラントにおいて、このような省エネシステム導入後の効果を検証する方法が望まれる。

(5) 蒸気圧力・温度を考慮した最適化

従来の自家発プラントの運転計画最適化では、主に電力量と蒸気流量を決定変数としており、蒸気圧力・温度は一定であるという前提で最適化を行っていた。しかし、ボイラの脱気器温度、給水温度などはその温度設定により、また、蒸気ヘッド圧力の設定を変えることにより、発電所内で必要な電力量と蒸気流量が変化する。したがって、このような蒸気圧力・温度を含めた最適化によるさらなる省エネが望まれる。

(6) 工場群での最適化

従来の自家発プラントの運転計画最適化は 1 工場での最適化であったが、工場間でエネルギーを融通し合うことにより、さらなる省エネが見込める。例えば一方の工場では電力が余る傾向があり、他方の工場では蒸気が余る傾向にある場合、互いの工場で電力・蒸気を融通し合うことができれば、工場群としてコストを削減できる可能性がある。このようなコスト削減の可能性に対して、複数の工場を 1 つの群とし、工場群でのエネルギー供給計画最適化が望まれる。

1.3 本論文の構成

本論文は, 先に述べた研究背景と目的から抽出した技術的課題に対する研究成果についてまとめたものであり, 6 章で構成される。序論である本章と, 結論である第 6 章を除くと, 大きく 3 つに分類できる。工場エネルギー供給計画最適化に関して, 第 2 章および第 3 章ではメタヒューリスティクス (発見的手法の枠組み) ^[13] を適用した最適化について論じる。第 4 章では不確実性を考慮した最適化について論じる。第 5 章では最適化手法を適用してエネルギー変動費を推定する方法について論じる。

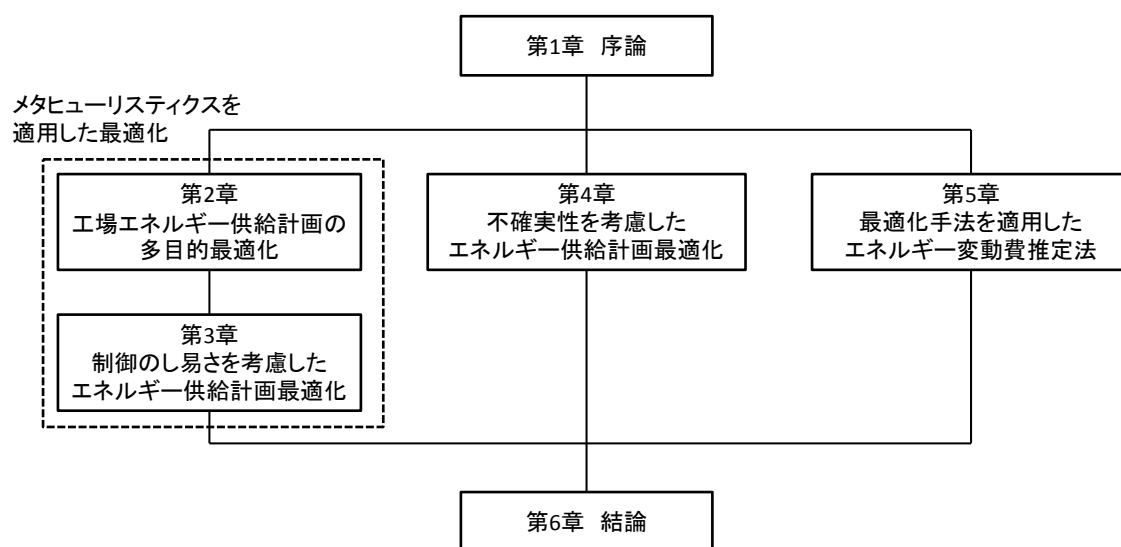


図 1.1 本論文の構成

以下, 第 2 章から第 6 章までの概要について述べる。

第 2 章では, エネルギー供給計画における多目的最適化手法について述べる。発電設備のモデルを非線形で表す場合を想定し, 非線形最適化問題を効率良く解く手法として注目されているメタヒューリスティクスのうち, PSO (Particle Swarm Optimization) ^[14] に着目した。PSO はメタヒューリスティクスの一つである遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA) ^[15] と同じく確率的探索手法であるが, GA のような突然変異, 交叉などの複雑な操作を必要とせず, 非常に簡潔なアルゴリズムであること, および収束性が高いことが知られている。PSO を多目的最適化に拡張した MOPSO^[16] という手法が提案されており, 複数の目的関

数を同時に扱え、パレート解を求めることができ、テスト関数に対しても有効性が示されているが、変数が増えると指数関数的に計算時間が長くなるという問題がある。GA に関してもさまざまな多目的最適化手法が提案されているが^[17], MOPSO と同様に計算時間に問題がある。計算時間を短縮するために、複数の目的関数を単一の目的関数に変換して解く多目的最適化手法として、重み付け法や制約変換法が挙げられるが、いずれも複数存在する多目的最適解を目的関数空間上に均等に得ることが難しいという問題がある。そこで第 2 章では、複数の目的関数を持つエネルギー供給計画問題に対し、原問題を部分問題に分割し、各部分問題に MOPSO を適用してパレート解を求め、部分問題のパレート解を組み合わせることにより原問題のパレート解を求める多目的最適化手法（改良 MOPSO）を新たに提案し、仮想プラントへの適用によりその有効性を検証した結果について述べる。

第 3 章では、制御のし易さを考慮したエネルギー供給計画の最適化について述べる。複数の発電設備があり、それらを非線形なモデルで表すことができる場合、目的関数が多峰性関数となり、局所最適解が複数存在することがある。目的関数をエネルギーコストとすると、大域的にコスト最適となる解は通常ただ 1 つ存在するが、準最適な解は多数存在する。次の時刻の運転計画を立案する際、立案した運転計画が大域的にはコスト最適であるが、その運転計画を実現するためには大きな制御変動を必要とする場合、発電設備の制御が運転計画に追従できず最適性を確保できないことがある。一方、コストは準最適であるが大域的最適解に比べて十分制御変動が小さい場合、準最適な運転計画を適用した方がコスト的に優れる結果となることがある。そこで第 3 章では、非線形なモデルを有するエネルギー供給計画の最適化において、代替案として複数の準最適解を求め、その中から制御しやすい運転計画を選択する手法として、収束性に優れる PSO の繰り返し計算をベースとした Multimodal PSO を提案し、仮想プラントへの適用によりその有効性を検証した結果について述べる。

第 4 章では、不確実性を考慮したエネルギー供給計画の最適化について述べる。電力および熱のエネルギー需要は予測通りにはならず、予測が大きく外れた場合は、電力の過不足あるいは熱の過不足を生じ、電力会社との契約違反や生製品の品質悪化などを招く恐れがある。ところが、予測が外れることを想定

して過剰な余力を持たせた運転は、コスト的に大きなロスを生む。エネルギー需要の予測が困難な状況下では、エネルギー需要予測の確率分布中のどの事象が起こっても対応できるロバスト性の高い運転計画が望まれる。ただし、この運転計画に従って運転した結果、制約条件を満たすだけでなく、低コストとなる運転を目指すことに留意しなくてはならない。そこで第 4 章では、制約条件の遵守とコスト低減を目的として、エネルギー需要を不確実性要素とし、次の時刻のエネルギー需要予測の確率分布に基づき、確率分布の裾野まで考慮して自家発プラントの運転計画を最適化する手法（OCPD 法）を提案し、仮想プラントへの適用によりその有効性を検証した結果について述べる。

第 5 章では、最適化手法を適用したエネルギー変動費の推定方法について述べる。FEMS などの省エネシステムを導入した結果、例えば前年度よりもエネルギーコストが下がった場合、その効果が省エネシステム導入によるものなのか、その他の環境条件によるものなのか、その明確な切り分けは難しい。しかし、ユーザにとって省エネシステムが有益であるかどうかを立証することは重要であり、それが省エネシステムの普及を左右すると考えられるため事業者にとっても避けられない課題である。そこで第 5 章では、省エネシステム導入前の実運転と最適運転計画におけるエネルギー原単価（単位量の電力あるいは蒸気を得るためのコスト）の比率を最適運転率とし、省エネシステム導入後の環境条件と最適運転率から算出したエネルギー変動費を推定する方法（CEBOM 法）を提案し、CEBOM 法を実プラントに適用して実運転のエネルギー変動費と比較することにより省エネ効果を検証した結果について述べる。

第 6 章では、本研究から得られた成果をまとめるとともに、工場エネルギー供給計画最適化の今後の課題について述べる。

なお、本論文の第 2 章、第 3 章、第 4 章、第 5 章は、それぞれ電気学会論文誌 C に掲載された論文^{[18][19][20][21]}をそれぞれ引用転載したものである。

参考文献

- [1] 藤井照重, 中塚勉, 須惠元彦, 小田拓也, 杉本勝美, コージェネレーションの基礎と応用, コロナ社, 2003.
- [2] 火原協会講座 33 ポンプおよび配管・弁 (平成 18 年度版), 火力原子力発電技術協会, 2007.
- [3] 西川兼康, 田川龍文, 川口巖, わかる蒸気工学—ボイラと蒸気タービン—, 日新出版, 1992.
- [4] Robert L. Bartlett, 石橋英一 (訳), 柴田祐作 (訳), 蒸気タービン 性能と経済性, オーム社, 1965.
- [5] 西野宏, ガスタービン, 朝倉書店, 1973.
- [6] 環境省ホームページ 気候変動枠組条約・京都議定書
<<http://www.env.go.jp/earth/ondanka/cop.html>>
- [7] 省エネルギーセンター 省エネ法関係情報
<<http://www.eccj.or.jp/law06/>>
- [8] 省エネルギーセンター 工場の省エネルギーガイドブック
<http://www.eccj.or.jp/audit/fact_guide11/>
- [9] 伊藤弘一, 横山良平, コージェネレーションの最適計画—インテリジェント・フレキシブル・コージェネレーションを目指して—, 産業図書, 1990.
- [10] 森一之, “工場トータルエネルギー管理システム”, 三菱電機技報, Vol.82 No.8, pp.43-46, 2008.
- [11] 廣安知之, 三木光範, 渡邊真也, “進化的手法による多目的最適化”, 計測自動制御学会第 13 回自律分散システム・シンポジウム, pp.295-300, 2001.
- [12] 原田拓, “進化計算によるエネルギーシステムの多面的評価”, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会, pp.393-396, 2001.
- [13] 相吉英太郎, 安田恵一郎, メタヒューリスティクスとその応用, 電気学会, 2007.
- [14] James Kennedy and Russell Eberhart, “Particle Swarm Optimization”, Proceedings of IEEE the International Conference on Neural Networks, pp.1942-1948, 1995.

- [15] 伊庭齊志, 遺傳的アルゴリズムの基礎, オーム社, 1993.
- [16] Carlos A. Coello Coello, “MOPSO : A Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization”, Proceedings of Congress on Evolutionary Computation, pp.1051-1056, 2002.
- [17] Carlos. M. Fonseca and Peter J. Fleming, “Genetic algorithms for multiobjective optimization: Formulation, discussion and generalization”, Proceedings of the 5th international conference on genetic algorithms, pp. 416-423, 1993.
- [18] 北村聖一, 森一之, 進藤静一, 泉井良夫, “改良 MOPSO による工場エネルギー供給計画の多目的最適化”, 電気学会論文誌 C, Vol.125, No.1, pp.21-28, 2005.
- [19] 北村聖一, 森一之, 尾崎禎彦, 泉井良夫, “Multimodal PSO のエネルギー供給システムへの応用”, 電気学会論文誌 C, Vol.130, pp.14-20, No.1, 2010.
- [20] 北村聖一, 森一之, 泉井良夫, 宮本俊幸, 高井重昌, “不確実性を考慮した工場自家発電プラントの運転最適化”, 電気学会論文誌 C, Vol.133, No.4, pp.822-830, 2013.
- [21] 北村聖一, 森一之, 尾崎禎彦, 進藤静一, 泉井良夫, “最適化手法を用いた省エネ効果推定法の提案と工場エネルギー供給システムへの適用”, 電気学会論文誌 C, Vol.128, No.1, pp.39-44, 2008.

第2章 エネルギー供給計画の多目的最適化

2.1 緒言

従来、工場エネルギーマネジメントシステム (Factory Energy Management System; FEMS) は、自家発電設備から構成されるエネルギー供給システムをエネルギーコストの最小化を目的とする非線形最適化問題として定式化し、数値計画法 (非線形混合整数計画法) により最適なエネルギー供給計画を立案していた^{[22][23]}。しかし、今後の工場運営においては地球環境保全の観点から従来の目的に加え、一次エネルギー使用量と CO₂ などの温室効果ガスの排出量を削減することが必須となる。そのため、複数の目的を同時に考慮することが可能な多目的最適化に対応した FEMS へのニーズが高まっている。

これに対応するため、多目的最適化問題を何らかのパラメータを用いて単目的の数値計画問題に変換する方法が考えられており、その代表的なものとして、各目的の加重和を全体の目的関数とする方法 (重み付け法)^[24]、一つの目的以外を制約条件に埋め込む手法 (制約変換法)^[25]がある。しかし、エネルギー供給計画におけるエネルギーコスト、一次エネルギー使用量、CO₂ 排出量など目的関数の単位や次元が違う場合や、ある目的が他の目的にどのように影響しているのか明確ではない場合は、異なる目的関数に重み付けをすることは難しい。また、重み付けをすることで最適解が一意的に定まってしまい、例えば目的関数 f_1 と f_2 がトレードオフの関係にある場合に、 f_1 をわずかに改悪するだけで f_2 が大きく改善されることがあっても、その見極めができないという問題が生じる。

これらの問題に対し、パレート解集合を一括して求めることができる多目的最適化手法として遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm; GA) による手法が提案されている^[26]。また、これをエネルギー供給計画問題へ適用した事例が報告されている^[27]。一方、連続型の非線形最適化問題を効率良く解く手法として PSO (Particle Swarm Optimization)^{[28][29]}が提案されており、アルゴリズムに使用されるパラメータの調整が容易であり、コジェネプラントのエネルギー供給計画問題への有効性が確認されている^[30]。また、PSO を多目的最適化手法として拡張した MOPSO (Multi-Objective Particle Swarm Optimization)^[31]が提案されているが設計変数が多くなると最適解が得られにくいという PSO と同様の問題がある

[32]。

本章では、この問題を解決するため、エネルギー供給計画多目的最適化問題に対し、原問題を部分問題に分割し、各部分問題のパレート解を求め、部分問題の解を組み合わせることにより原問題のパレート解を求める多目的最適化手法（改良 MOPSO）を新たに提案する。

本章の構成は以下の通りである。2.2 節では、提案手法の基本となる MOPSO の概要を説明するとともに提案手法の詳細アルゴリズムについて説明する。2.3 節では、工場エネルギー供給システムを多目的最適化問題として定式化する。さらに重み付け法と MOPSO の比較を通して改良 MOPSO の有効性について議論する。

2.2 多目的最適化方式の提案

PSO は非常に簡潔なアルゴリズムで構成され、アルゴリズムで使用されるパラメータの調整が容易でありながら、連続型の非線形最適化問題を効率良く解くことができる手法で、単一の目的関数に対する最適化手法として近年注目されている。その PSO のアルゴリズムを多目的最適化問題を扱えるように改良した多目的最適化手法 MOPSO が提案されている。MOPSO は効率良く多目的最適解集合つまりパレート解集合を求めることができるが、PSO と同じ難点として、設計変数が多くなると指数関数的に計算時間が増大し、最適化が困難になることが経験的にわかっている。そこで本論文では、次の 3 つのステップからなる手法、すなわち最適化問題を部分問題に分割し、MOPSO を用いて部分問題のパレート最適解集合を求め（第 1 ステップ）、これらを組み合わせ再構成することにより、原問題のパレート最適解の集合を求める（第 2 ステップ、第 3 ステップ）方法を提案する。

2.2.1 PSO

MOPSO の説明、および改良 MOPSO の説明に入る前に、PSO について述べる。PSO は鳥や魚が群れて餌を探索する行動を模擬した多点探索型の最適化アルゴリズムである^[28]。PSO の探索イメージを図 2.1 に示す。多次元空間において、各探索点（エージェント）は群を形成して互いに協調しながら、自身の経験と群全体の情報を加味して良好な解を探索する。繰り返しステップ $k+1$ 回目でのエージェント i は、直前ステップの k 回目での速度 $v_k(i)$ と、自身が過去に探索し

た中で最も評価値の良い位置 $pbest(i)$ と、群が過去に探索した中で最も評価値の良い位置 $gbest$ の情報を利用して自身の位置と速度を式(2.1)と(2.2)により更新する。ただし、 $x_k(i)$ は繰り返しステップ k 回目でのエージェント i の位置、 $v_k(i)$ は繰り返しステップ k 回目でのエージェント i の速度、 w は直前ステップにおける速度に掛ける重みパラメータ（慣性係数）、 C_1 、 C_2 はそれぞれ $pbest(i)$ 、 $gbest$ 方向への速度に対する重みパラメータ（ $C_1 = C_2 = 2$ が推奨値）、 R_1 、 R_2 は 0 から 1 までのランダム値をそれぞれ表す。

$$x_{k+1}(i) = x_k(i) + v_{k+1}(i) \quad (2.1)$$

$$v_{k+1}(i) = wv_k(i) + R_1C_1(pbest(i) - x_k(i)) + R_2C_2(gbest - x_k(i)) \quad (2.2)$$

PSO では様々なパラメータ調整に関する研究が行われているが^{[29][32][33]}，その一つとして慣性係数 w は式(2.3)により経験的に良好な結果が得られることが知られている。この場合、 w の初期値は 0.9 とし、最終的に 0.4 となるように調整する。ただし、 $iter_{max}$ は PSO の繰り返しステップ数とする。

$$w_{k+1} = w_k - 0.5/iter_{max} \quad (2.3)$$

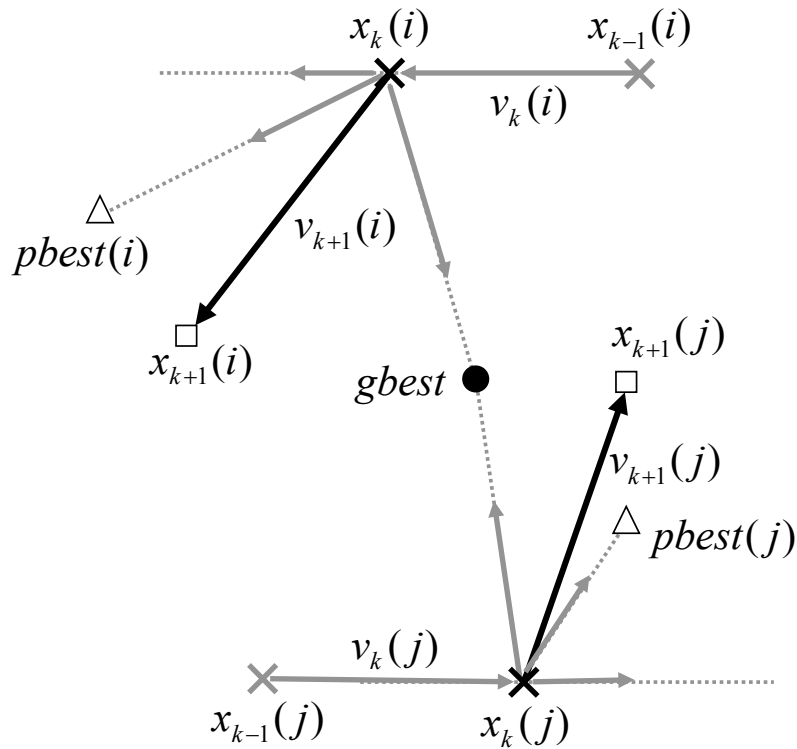


図 2.1 PSO の探索イメージ

2.2.2 MOPSO

MOPSO の概略アルゴリズムを図 2.2 に示す。また、図 2.2 の Step1-6 の詳細を図 2.3 に示す。MOPSO は、群状に分布し m 次元の解空間を移動する探索点 $x \in R^m$ が、自身の持つ最良解の位置情報 $pbest \in R^m$ と群れで共有するパレート解集合 (n 個) の位置情報 $gbest \in R^{m \times n}$ を使って移動ベクトル $v \in R^m$ を生成して解を探索し、最終的に残った $gbest$ の集合をパレート最適解集合とする手法である。MOPSO の探索方式を以下に示す。

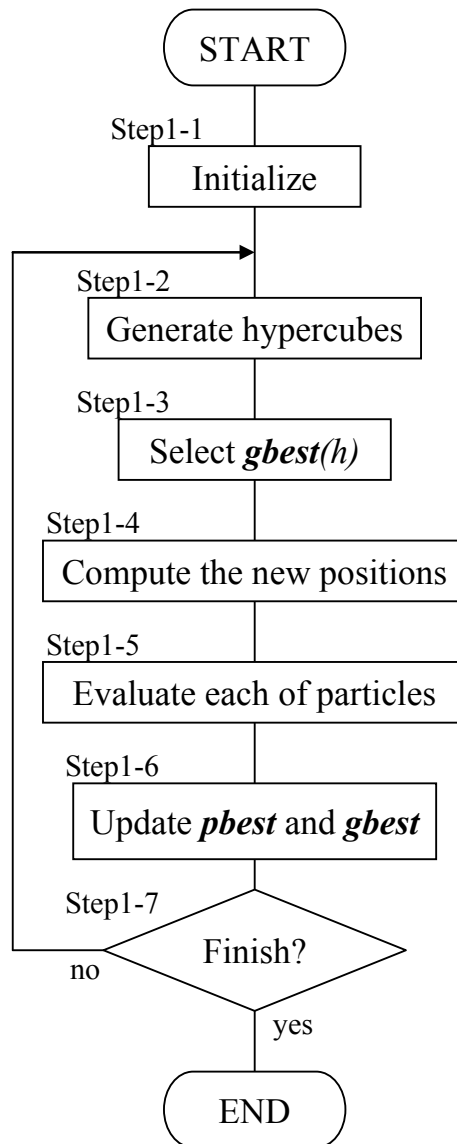


図 2.2 MOPSO のアルゴリズムの概略

Step1-1 初期設定

初めに探索点個数 NI , 反復計算回数 NK , 保存点個数最大値 NR_{max} を決定し, $x(i)$, $pbest(i)$, $gbest(r)$, 移動ベクトル $v(i)$ の初期設定を行う。ただし, $i \in [1, NI]$ は探索点番号, $r \in [1, NR_{max}]$ は保存点番号を表す。 $x(i)$ ($1 \leq i \leq NI$) は制限値内で無作為に決定し, $pbest(i) = x(i)$ ($1 \leq i \leq NI$), $v(i) = 0$ ($1 \leq i \leq NI$) とおく。 $pbest(i)$ のうちパレート解となるものを別途 $gbest(r)$ ($r \geq 1$) とおく。 $gbest(r)$ を保存点とし, 保存点個数を NR とする。 $gbest(r)$ ($r > NR$) については初期値を持たない。

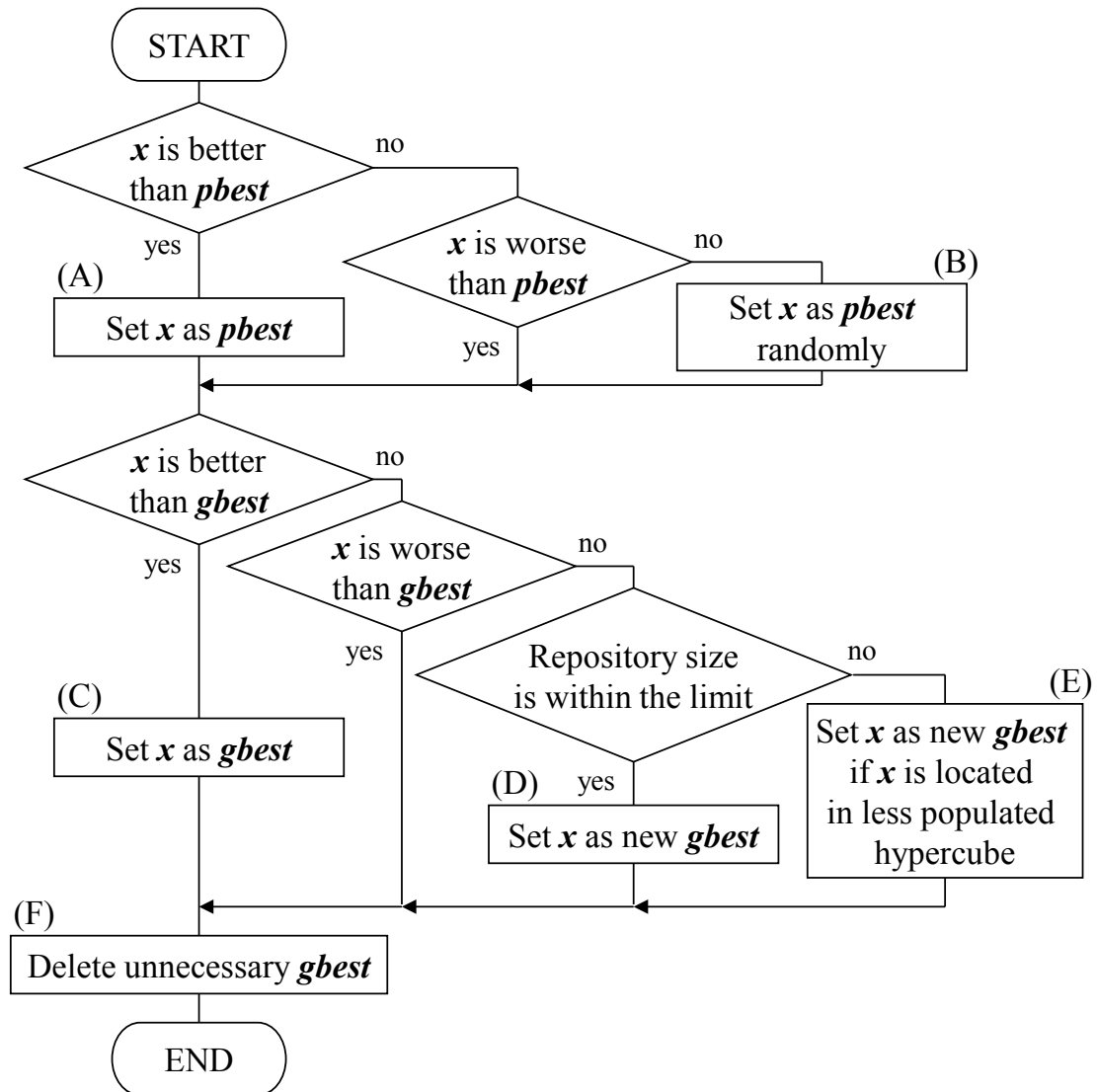


図 2.3 MOPSO のアルゴリズム ($pbest$ と $gbest$ の更新ステップの詳細)

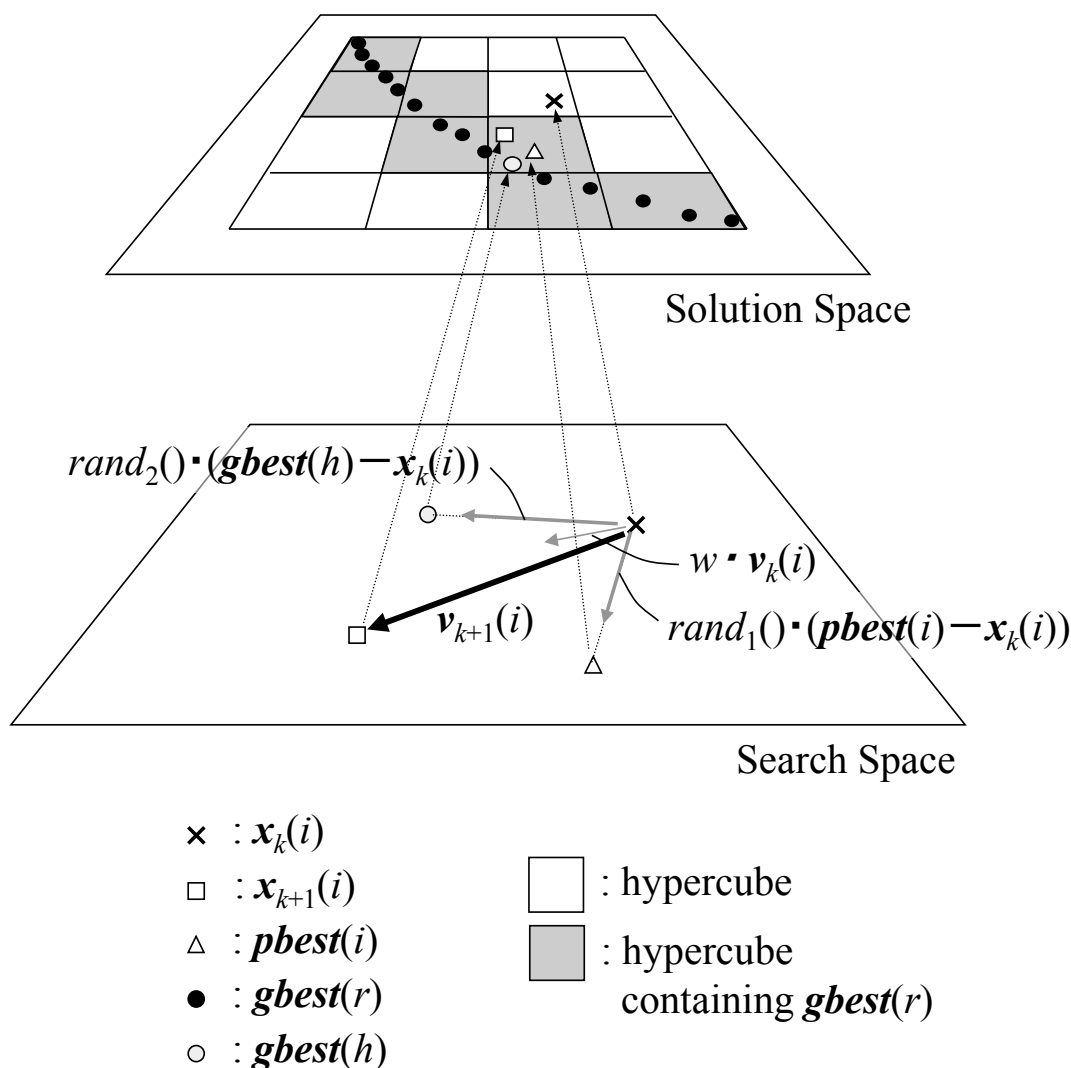


図 2.4 探索空間 (Search Space) 内の探索点および目的関数空間 (Solution Space) 内の探索点とハイパーキューブの概念図

Step1-2 ハイパーキューブ生成

n 目的最適化問題 ($n > 1$) を扱う場合、各探索点は n 個の目的関数値を持つので、それらの値によって n 次元空間内の位置が決まり、探索点を評価することができる。これらの探索点 i 自身が持つ最良解の位置情報 $pbest(i)$ と群れで共有するパレート解の位置情報 $gbest(r)$ も同様に n 個の目的関数値を持ち、 n 次元の目的関数空間内に存在することになる。MOPSO では、 $gbest(r)$ が存在する n 次元の目的関数空間を任意の数だけ分割するようにハイパーキューブ (n 次元立方体) を生成する。図 2.4 上半分に目的関数空間内におけるハイ

パーキューブ生成の様子を示す。

Step1-3 $gbest(h)$ の選択

Step1-4 で移動ベクトル $v(i)$ を生成する際に必要となる $gbest(h)$ を選択する手順は以下の通りである。目的関数空間において、少なくとも 1 つの $gbest(r)$ を含むハイパーキューブに着目し、各ハイパーキューブに属する $gbest(r)$ の個数を c とする。 $rand()$ を 0 から 1 までの一様乱数として、 $rand()/c$ が最大となるハイパーキューブを指定し、ハイパーキューブ h とする。ハイパーキューブ h の中から $gbest(r)$ を 1 つ無作為に選択し、選択された $gbest(r)$ を $gbest(h)$ とする。このように $gbest(h)$ を選択することで、探索点を $gbest(r)$ の密度の低い領域へと引き寄せ、広範囲の探索を行うことができるという効果がある。

Step1-4 新たな探索点生成

$k + 1$ 回目の探索において、 i 番目の探索点 $x_{k+1}(i)$ が、式(2.4)で記述される移動ベクトル $v_{k+1}(i)$ に従って式(2.5)で示される新たな位置へと移動する。

$$v_{k+1}(i) = wv_k(i) + R_1(pbest(i) - x_k(i)) + R_2(gbest(h) - x_k(i)) \quad (2.4)$$

$$x_{k+1}(i) = x_k(i) + v_{k+1}(i) \quad (2.5)$$

式(2.4)に関して、文献[31]に記載の通り、 w は慣性値で 0.4、 R_1 、 R_2 は 0 から 1 までの一様乱数とする。従来の PSO と比較して、収束性の強いパラメータ設定となっているが、事前に $gbest(h)$ を戦略的に選択するため、選択した $gbest(h)$ により強く引き寄せられるようにパラメータを設定したものと考えられる。右辺第 1 項は前回移動した方向への慣性を表すベクトルである。右辺第 2 項は探索点を自身の持つ最良解の位置へ引き寄せるベクトル、右辺第 3 項は探索点を $gbest(h)$ の位置へ引き寄せるベクトルである。なお、乱数 R_1 、 R_2 により多様な探索が実現可能となる。新たな探索点生成のイメージを図 2.4 の下半分に示す。

Step1-5 探索点評価

探索点 $x_{k+1}(i)$ の位置から目的関数値を求める。

Step1-6 $pbest(i)$ 、 $gbest(r)$ の更新と保存

本ステップは以下の(A)~(F) のステップから成る。

Step1-6(A)

$x_{k+1}(i)$ が全ての目的に対して $pbest(i)$ よりも優れている場合は $pbest(i)$ を

$x_{k+1}(i)$ に更新する。

Step1-6(B)

$x_{k+1}(i)$ がある目的に対して $pbest(i)$ よりも優れているが他の目的に対して $pbest(i)$ よりも劣っている場合は $pbest(i)$ を $x_{k+1}(i)$ に更新するかどうかを無作為に決める。

Step1-6(C)

全ての目的関数値に対して $x_{k+1}(i)$ よりも劣るような $gbest(r)$ が存在する場合はそのうち 1 つを $x_{k+1}(i)$ に更新する。それ以外は後の処理 (Step1-6(F)) で削除される。

Step1-6(D)

$x_{k+1}(i)$ が全ての $gbest(r)$ に対して少なくとも1つの目的関数値において優れている (つまり, パレート解である) 場合, $NR < NR_{max}$ であるならば, 新たな $gbest(r)$ ($r = NR+1$) として $x_{k+1}(i)$ を保存する。またこのとき保存点個数が 1 つ増えるので保存点個数を $NR+1$ としておく。

Step1-6(E)

Step1-6(D)の条件で $NR \geq NR_{max}$ であるならば, $gbest(r)$ の個数がある値以下であるハイパーキューブに属する $x_{k+1}(i)$ のみ新たな $gbest(r)$ ($r = NR+1$) として保存する。またこのとき保存点個数が 1 つ増えるので保存点個数を $NR+1$ としておく。ここで $gbest(r)$ が保存される場合, NR が保存点個数最大値 NR_{max} を超えるが, 均等な分布のパレート解を得ることを目的として, 許容するものとする。

Step1-6(F)

保存と更新の際に非パレート解になった $gbest(r)$ を削除する。このときの保存点個数を新たに NR とする。なお, 本文中の Step1-6(A)~(F)は図 2.3 の (A)~(F)に対応する。

Step1-7 探索終了

指定された反復計算回数 NK に到達するまでは Step1-2~Step1-6 の手順を繰り返す。計算回数が NK に到達すると探索を終了し, 最終的に残った $gbest(r)$ の集合をパレート最適解集合とする。

2.2.3 改良 MOPSO

改良 MOPSO では、多目的最適化問題 P を s 個の部分問題 $\{P_1, \dots, P_s\}$ に分割して解く。部分問題とは、原問題を構成する設計変数と目的関数の一部を含む問題とする。ただし、各部分問題の制約条件が他の部分問題に大きく依存する場合は、原問題を分割することができない。ここでは各部分問題の制約条件が他の部分問題に依存しない場合を想定する。

(1) 第 1 ステップ

第 1 ステップでは、各部分問題 P_a ($a = 1, \dots, s$) を 2.2.2 項で述べた MOPSO を用いて解く。求まった $gbest(r)$ の集合すなわちパレート最適解集合を改めて Z_a ($a = 1, \dots, s$) とおく。ただし、 Z_a は n 次元の目的関数空間内の解集合であり、 $Z_a \subseteq R^n$ とする。 Z_a の概念図を図 2.5 の下半分に示す。

第 2, 第 3 ステップでは、第 1 ステップで求まったパレート最適解集合 Z_a を部分解集合とし、各部分解集合から部分解 $z_a \in Z_a$ を 1 つずつ選択し組み合わせることで解を再構成する。さらに組み合わせを改善することにより原問題すなわち全体問題の多目的最適化を行う。再構成された解（第 2, 第 3 ステップでは探索点として扱う）を y とし、概念図を図 2.5 の上半分に示す。ただし、 y も n 次元の目的関数空間内の点であり、 $y \in R^n$ とする。

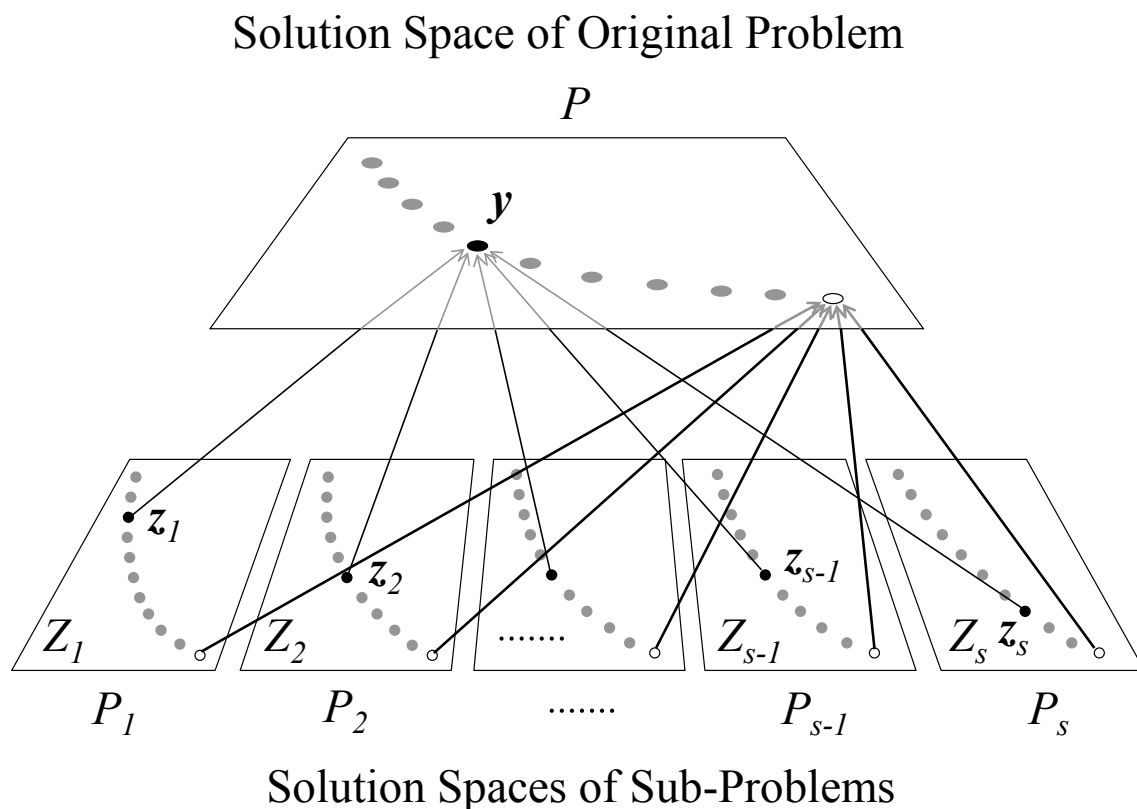


図 2.5 改良 MOPSO における部分解と全体解の概念図

(2) 第 2 ステップ

第 2 ステップでは、前述したようにまず第 1 ステップで求めた各部分問題 P_a ($a = 1, \dots, s$) の解 z_a を組み合わせて解を再構成することにより探索点 y を生成する。さらに探索点 y を構成する部分解 z_a の一部を入れ替えることで自身の持つ最良解よりも優れた解を探索する。第 2 ステップのアルゴリズムを図 2.6 に示す。

Step2-1 初期設定

全体最適化で組み合わせる m 個の部分解集合において、それぞれ部分解集合 Z_a ($a = 1, \dots, s$) において、それぞれ部分解を同数 (NJ 個ずつ) 用意して (足りない場合は解を複製して) 改めて Z_a とおく。部分解を組み合わせるときにより広範囲で探索点の初期値を与えるために、各部分解集合 Z_a において部分解を 1 つの目的関数値に従って並べ替え順番を付ける。並べ替えた後、各部

分解集合 Z_a の j 番目の部分解を $z_a(j)$ ($1 \leq j \leq NJ$) $\in Z_a$ とすると、全体最適化における j 番目の探索点の初期値 $y_0(j)$ ($1 \leq j \leq NJ$) は式(2.6)で表される。また、初期設定で反復計算回数 NL を決定しておく。

$$y_0(j) = \sum_{a=1}^s z_a(j) \quad (2.6)$$

Step2-2 新たな探索点生成

$l+1$ 回目の探索において、式(2.7)に示すように、 l 回目の探索点 $y_l(j)$ を構成する部分解を無作為に 2 つ選択し、選択された部分解 $z_{a1}(j_1)$, $z_{a2}(j_2)$ を引き、その代わりに部分解集合 Z_{a1} , Z_{a2} からそれぞれ無作為に選択した部分解 $z_{a1}(j_3)$, $z_{a2}(j_4)$ を加えることで探索点 $y_{l+1}(j)$ を生成する。その様子を図 2.7 に示す。

$$y_{l+1}(j) = y_l(j) - (z_{a1}(j_1) + z_{a2}(j_2)) + (z_{a1}(j_3) + z_{a2}(j_4)) \quad (2.7)$$

Step2-3 探索点評価

探索点 $y_{l+1}(j)$ の各目的関数値を評価する。

Step2-4 $y_{l+1}(j)$ の更新方法

$y_{l+1}(j)$ が全ての目的関数値に関して $y_l(j)$ よりも優れていれば、 $l+1$ 回目の探索点 $y_{l+1}(j)$ を自身の持つ最良解として更新する。それ以外は、 $l+1$ 回目の探索結果として、 l 回目の探索点 $y_l(j)$ を自身の持つ最良解であるものとしてそのまま保持する。

Step2-5 探索終了

指定された反復計算回数 NL に到達するまでは Step2-2～Step2-4 の手順を繰り返す。計算回数が NL に到達すれば探索を終了する。

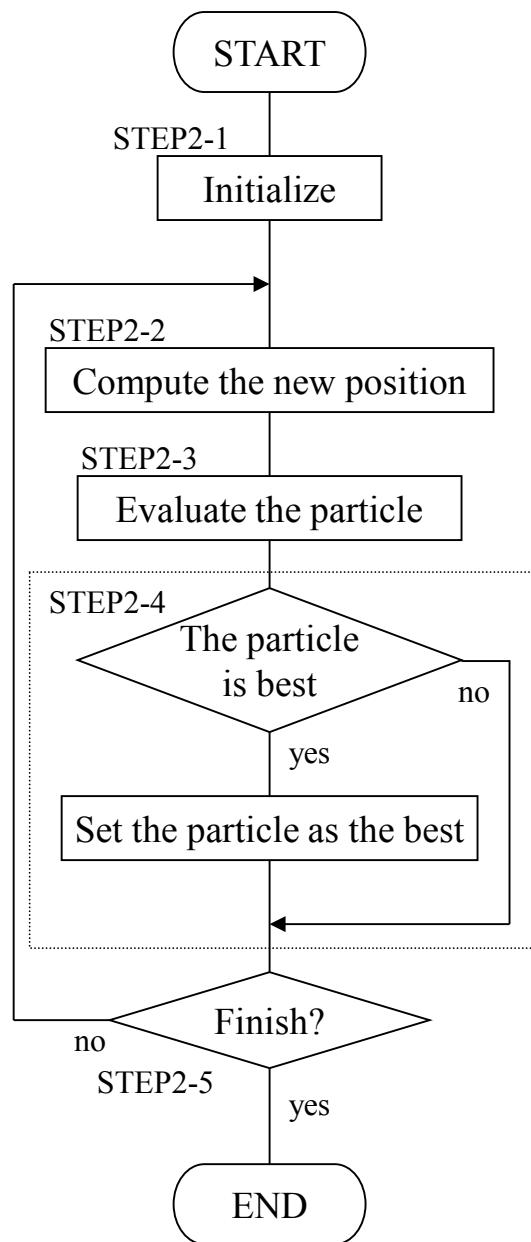
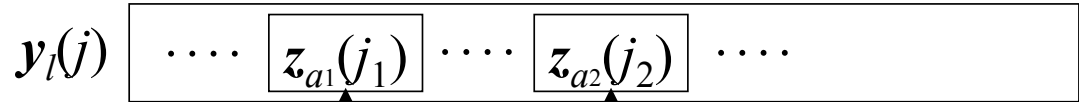


図 2.6 改良 MOPSO のアルゴリズム (第 2 ステップ)

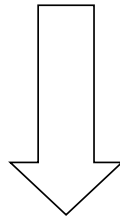
generating $y_0(j)$



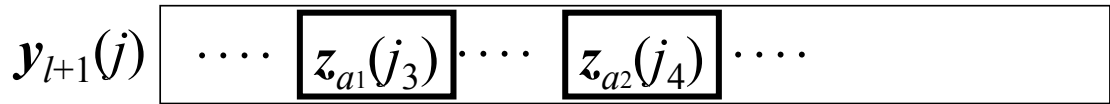
technique of renewing $y_l(j)$ (in the $l+1$ -th search)



arbitrary two partial solutions



If all the objectives are improved
by this operation, $y_{l+1}(j)$ will be renewed.
If not, $y_{l+1}(j)$ will be the same as $y_l(j)$.



or

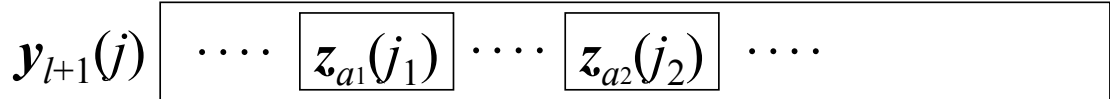


図 2.7 改良 MOPSO 第 2 ステップにおける新たな探索点生成の概念図

(3) 第3ステップ

第3ステップでは、第2ステップで求めた最良解を新たに探索点 y として、パレート解の隙間を埋めるような解を探索する。群れで共有するパレート解として $rbest \in R^n$ を用いる。第3ステップのアルゴリズムを図 2.8 に示す。

Step3-1 初期設定

初めに反復計算回数 NM 、保存点個数最大値 NU_{max} を決定し、 $y(j)$ 、 $rbest(u)$ の初期設定を行う。ただし、 $j \in [1, NJ]$ は探索点番号、 $u \in [1, NU_{max}]$ は保存点番号を表す。 $y(j)$ ($1 \leq j \leq NJ$) は第2ステップで最終的に求まった解とし、 $rbest(u) = y(j)$ ($u = j, 1 \leq j \leq NJ$) とおく。 $rbest(u)$ を保存点とし、保存点個数を NU とする。 $rbest(u)$ ($u > NU$) については初期値を持たない。

Step3-2 ハイパーキューブ生成

2.2.2 項の MOPSO と同様に $rbest(u)$ が存在する範囲で任意の数だけハイパーキューブを生成する。

Step3-3 新たな探索点生成

式(2.8)に示すように $y(j)$ を構成する部分解のうち1つを無作為に選択し、選択された部分解 $z_{a3}(j_5)$ を同じ部分解集合 Z_{a3} 内で無作為に選択した部分解 $z_{a3}(j_6)$ と入れ替えることで探索点 $y'(j)$ を生成する。

$$y'(j) = y(j) - z_{a3}(j_5) + z_{a3}(j_6) \quad (2.8)$$

Step3-4 探索点評価

探索点 $y'(j)$ の各目的関数値を評価する。

Step3-5 $rbest(u)$ の更新、保存方法

生成した解が全体としてパレート解である場合、 $NU < NU_{max}$ であるならば新たな $rbest(u)$ ($u = NU+1$) として $y'(j)$ を保存し、 $NU \geq NU_{max}$ であるならば $rbest(u)$ ($u = NU+1$) として保存する。このとき保存点個数が1つ増えるので保存点個数を $NU+1$ としておく。ここで $rbest(u)$ が保存される場合、 NU が保存点個数最大値 NU_{max} を超えるが、均等な分布のパレート解を得ることを目的として、許容するものとする。一方、生成した解が全体としてパレート解ではない場合、 $y'(j)$ は保存されない。また、保存、更新の際にパレート解でなくなってしまった $rbest(u)$ を削除し、このときの保存点個数を新たに NU とする。

Step3-6 探索終了

指定された反復計算回数 NM に到達するまでは Step3-2～Step3-5 の手順を繰り返す。計算回数が NM に到達すると探索を終了し, 最終的に残った $rbest(u)$ の集合を最適解集合とする。

以上, 第 2 ステップ, 第 3 ステップを段階的に記述したが, これらを交互に何度か行う, または統合して行うことも可能である。

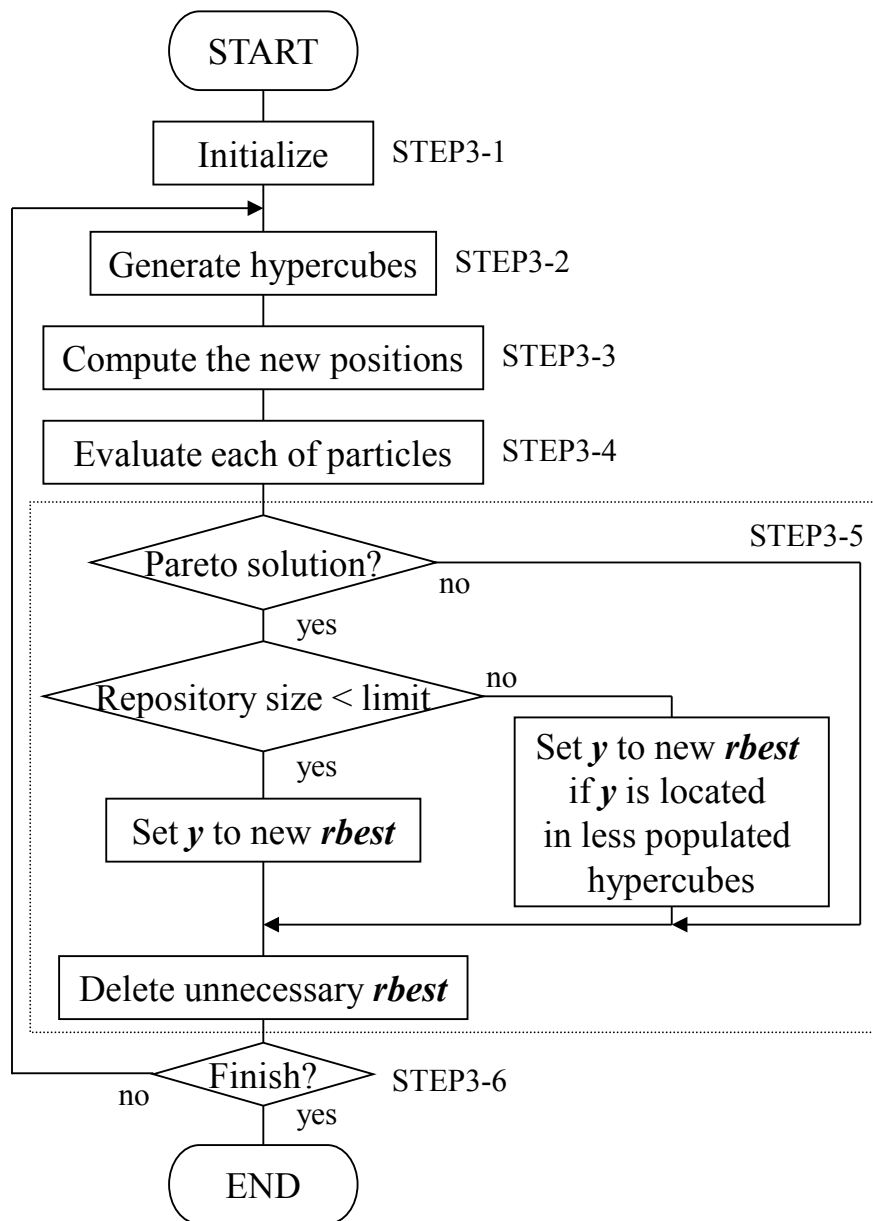


図 2.8 改良 MOPSO のアルゴリズム (第 3 ステップ)

2.3 工場エネルギー供給システムへの適用

本章では、エネルギーコストと CO₂ 排出量を同時に最小化することを目的として、エネルギー供給システムの 24 時間における 2 目的運用計画問題を解く。全体最適化では 24 時間分の問題を一度に解くことになるが、設計変数が多くなるため最適解が得られにくい。一方、問題を 1 時間毎に分割し、改良 MOPSO を用いて各時刻の 2 目的運用計画問題を解いて 24 時間分の運用計画を立案することができるので、その例を以下に記述する。ただし、時刻間の制約はないものとする。

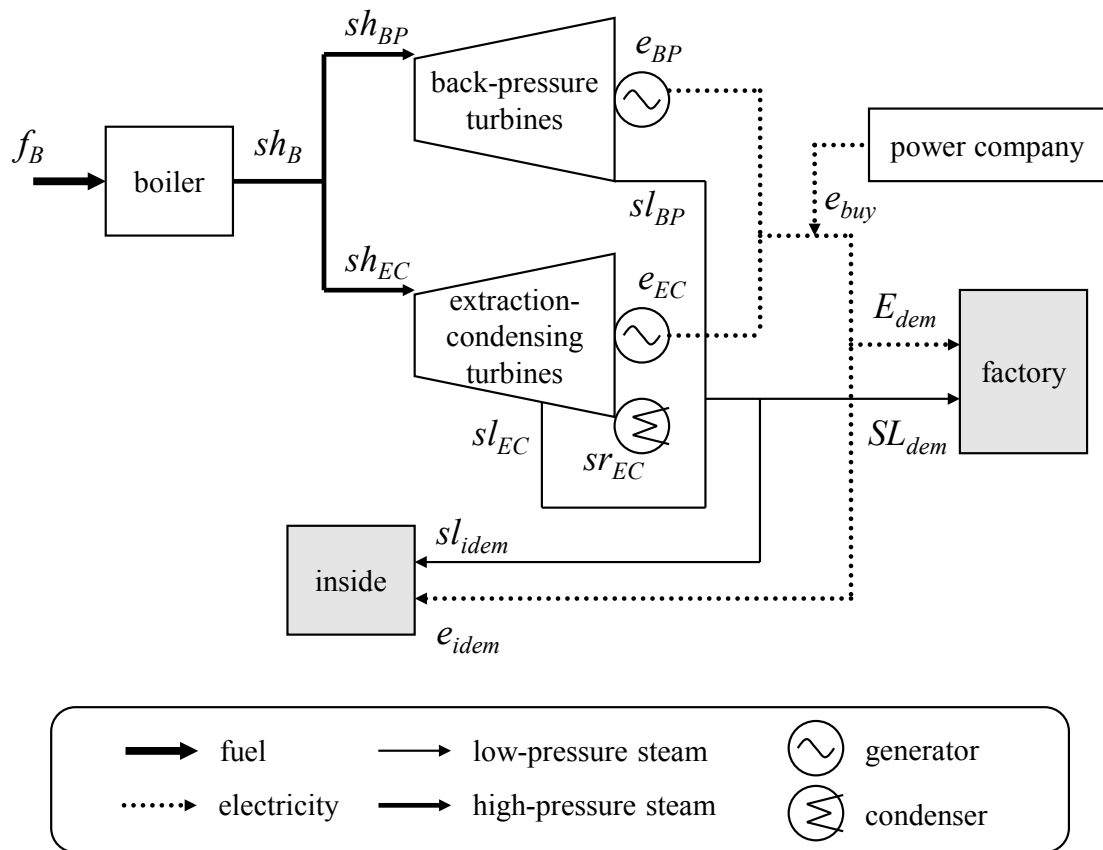


図 2.9 エネルギー供給システム

2.3.1 定式化

典型的な工場のエネルギー供給システムを図 2.9 に示す。用役系は、1 台のボイラと 2 台の蒸気タービン発電機（背圧タービン，抽気復水タービン）で構成される。このモデルを定式化し，目的関数を式(2.9)，(2.10)，電力と蒸気のバランス制約式を式(2.11)～(2.21)とする。

$$\min. \quad o_{cost}(t) = F_{uni} \times f_B(t) + E_{uni} \times e_{buy}(t) \quad (2.9)$$

$$\min. \quad o_{CO_2}(t) = F_{CO_2} \times f_B(t) + E_{CO_2} \times e_{buy}(t) \quad (2.10)$$

$$s.t. \quad sh_B(t) = p_B(f_B(t)) \quad (2.11)$$

$$e_{idem}(t) = p_i(sh_B(t)) \quad (2.12)$$

$$sl_{idem}(t) = q_i(sh_B(t)) \quad (2.13)$$

$$sh_{BP}(t) = (1 - d(t)) \times sh_B(t) \quad (2.14)$$

$$e_{BP}(t) = p_{BP}(sh_{BP}(t)) \quad (2.15)$$

$$sl_{BP}(t) = q_{BP}(sh_{BP}(t)) \quad (2.16)$$

$$sh_{EC}(t) = d(t) \times sh_B(t) \quad (2.17)$$

$$e_{EC}(t) = p_{EC}(sh_{EC}(t), sl_{EC}(t)) \quad (2.18)$$

$$sl_{EC}(t) = SL_{dem}(t) + sl_{idem}(t) - sl_{BP}(t) \quad (2.19)$$

$$sr_{EC}(t) = q_{EC}(sh_{EC}(t), sl_{EC}(t)) \quad (2.20)$$

$$e_{buy}(t) = E_{dem}(t) + e_{idem}(t) - e_{EC}(t) - e_{BP}(t) \quad (2.21)$$

ここで、各変数と定数の意味を表 2.1 に示す。ただし、小文字は変数、大文字は定数を表す。

表 2.1 変数と定数の意味

記号	意味
$o_{cost}(t)$	エネルギーコスト
$o_{CO_2}(t)$	CO ₂ 排出量
F_{uni}	燃料単価
$E_{uni}(t)$	購入電力単価
F_{CO_2}	燃料 CO ₂ 排出原単位
E_{CO_2}	購入電力 CO ₂ 排出原単位
$f_B(t)$	ボイラ入力燃料
$e_{buy}(t)$	電力購入量
$E_{dem}(t)$	工場電力需要
$SL_{dem}(t)$	工場低圧蒸気需要
$sh_B(t)$	ボイラ蒸気発生量
$e_{idem}(t)$	所内電力需要
$sl_{idem}(t)$	所内低圧蒸気需要
$d(t)$	$sh_B(t)$ の各タービンへの振り分け配分
$sh_{BP}(t)$	背圧タービン入力蒸気量
$e_{BP}(t)$	背圧タービン発電量
$sl_{BP}(t)$	背圧タービン背気量
$sh_{EC}(t)$	抽気復水タービン入力蒸気量
$e_{EC}(t)$	抽気復水タービン発電量
$sl_{EC}(t)$	抽気復水タービン抽気量
$sr_{EC}(t)$	抽気復水タービン復水量

また、 p 、 q は発電所内で消費するエネルギー需要特性を意味する所内需要特性、あるいは各機器の入出力特性を表し、 p_B は 2 次関数、 p_i 、 q_i 、 p_{BP} 、 q_{BP} 、 p_{EC} 、 q_{EC} は 1 次関数である。なお、 t は時刻を表す。さらに、上下限值のある変数に関する制約式を式(2.22)～(2.32)とする。

$$\underline{F_B} \leq f_B(t) \leq \overline{F_B} \quad (2.22)$$

$$\underline{SH_B} \leq sh_B(t) \leq \overline{SH_B} \quad (2.23)$$

$$0 \leq d(t) \leq 1 \quad (2.24)$$

$$\underline{SH_{BP}} \leq sh_{BP}(t) \leq \overline{SH_{BP}} \quad (2.25)$$

$$\underline{E_{BP}} \leq e_{BP}(t) \leq \overline{E_{BP}} \quad (2.26)$$

$$\underline{SL_{BP}} \leq sl_{BP}(t) \leq \overline{SL_{BP}} \quad (2.27)$$

$$\underline{SH_{EC}} \leq sh_{EC}(t) \leq \overline{SH_{EC}} \quad (2.28)$$

$$\underline{E_{EC}} \leq e_{EC}(t) \leq \overline{E_{EC}} \quad (2.29)$$

$$\underline{SL_{EC}} \leq sl_{EC}(t) \leq \overline{SL_{EC}} \quad (2.30)$$

$$\underline{SR_{EC}} \leq sr_{EC}(t) \leq \overline{SR_{EC}} \quad (2.31)$$

$$\underline{E_{buy}} \leq e_{buy}(t) \leq \overline{E_{buy}} \quad (2.32)$$

ただし，“ $\overline{\quad}$ ”，“ $\underline{\quad}$ ”は各変数の上限値，下限値をそれぞれ表す。

2.3.2 シミュレーション実験

改良 MOPSO と比較するために，複数の目的に対して重み付けをして足し合わせ，単一の目的として解く重み付け法を用いた実験と，MOPSO を用いて全体最適解を一度に求める実験を行う。

(1) 重み付け法

2.3.1 項で定式化した 2 つの目的関数にそれぞれ重み付けをして，式(2.33) に示す単一の目的関数を新たに作成する。ただし， $0 \leq \alpha \leq 1$ とする。

$$\min. \quad o_{total}(t) = \alpha \times o_{cost}(t) + (1 - \alpha) \times o_{CO_2}(t) \quad (2.33)$$

$\alpha = 0.005 \times n$ ($n = 0, 1, \dots, 200$) として，全ての n について，PSO を用いて各時

刻の $o_{total}(t)$ を求める。各 n において、各時刻の $o_{total}(t)$ を構成する $o_{cost}(t)$, $o_{CO_2}(t)$ をそれぞれ 24 時間分足しあわせて o_{cost} , o_{CO_2} とする。各 n の (o_{cost}, o_{CO_2}) をプロットしパレート解集合を求める。なお PSO の探索点個数を 100, 反復計算回数を 100,000 とする。その結果, 反復計算回数 200 の段階で, 内点法 (interior point method) と逐次 2 次計画法 (sequential quadratic programming) の 2 種類の計画法で求めた解と同等の解が, 反復計算回数 500 の段階でそれよりも最適な解が得られた。さらに 100,000 回反復計算を行ってもそれ以上は改善されなかった。200 回, 500 回, 100,000 回の反復計算に要する時間はそれぞれ約 35 分, 約 80 分, 約 15,000 分であった (CPU900MHz のノート PC 使用)。

(2) MOPSO

2 つの目的関数 o_{cost} , o_{CO_2} を式(2.34), (2.35)のように作成し, 問題を部分化することなく 2.2.2 項で述べた MOPSO を用いて一度に全体最適化を行い, パレート解集合を求める。

$$\min. \quad o_{cost} = \sum_t o_{cost}(t) \quad (2.34)$$

$$\min. \quad o_{CO_2} = \sum_t o_{CO_2}(t) \quad (2.35)$$

なお, MOPSO の探索点個数を 40, 反復計算回数を 100,000, 保存点個数を 200, 移動ベクトルの慣性値を 0.4, ハイパーキューブの個数を 49 とする。各パラメータについては, Coello が推奨する値^[31]を参考にしている。計算時間は約 210 分であった。

(3) 改良 MOPSO

まず, 各時刻における 2 つの目的関数 $o_{cost}(t)$, $o_{CO_2}(t)$ を, MOPSO を用いて最適化し, 各時刻のパレート解を求める。なお, MOPSO の探索点個数を 40, 反復計算回数を 3,000, 保存点個数最大値を 100, 移動ベクトルの慣性値を 0.4, ハイパーキューブの個数を 49 とする。各パラメータについては, Coello が推奨する値^[31]を参考にしている。改良 MOPSO の第 1 ステップ終了時における部分解集合を図 2.10 に示す。図 2.10 のグラフの値は, 0 時の各目的関数値の最大値を 1 と換算したものである。図 2.10 から第 1 ステップ終了時における部分解集合はパレート解になっていることがわかる。

次に 2.2.3 項の手法を用いて、上記の各時刻におけるパレート解を部分解集合として全体最適化を行う。なお、探索点個数を 121 個、反復計算回数を 100,000 回、保存点個数最大値を 200、ハイパーキューブの個数を 49 とする。第 1 ステップ開始から第 3 ステップ終了までの計算時間は約 105 分であった。得られた 1 日におけるパレート解集合を図 2.11 に示す。全時刻のパレート解を並べ替えて足し合わせた 1 日における探索点の初期値（改良 MOPSO 第 2 ステップの初期設定における解）と、改善した最終的なパレート解（改良 MOPSO 第 3 ステップ終了時の解）をそれぞれプロットする。図 2.11 のグラフの値は、改良 MOPSO で求めた各目的関数値の最大値を 1 と換算したものである。

(4) 計算結果の比較

改良 MOPSO と重み付け法を比較するため、改良 MOPSO によって得られたパレート解集合と重み付け法によって得られたパレート解集合を図 2.12 に示す。図 2.12 のグラフの値は、改良 MOPSO で求めた各目的関数値の最大値を 1 と換算したものである。図 2.12 から、重み付け法によって得られた解にはばらつきがあることがわかる。解のばらつきは、被覆率^{[24][27]}で定量的に表すことができる。被覆率とは、真のパレート解に対して得られた解が目的関数空間上に隙間なく得られているかを示す指標である。図 2.14 に被覆率の計算イメージを示す。真のパレート解が存在する目的関数空間をメッシュ状に区切り、f1 および f2 に対して手法 A が存在するメッシュの確率は平均的に 80% であり、これを手法 A の被覆率とする。同様に手法 B の被覆率は 65% であるので、被覆率については手法 A の方が手法 B よりも優れていると言える。改良 MOPSO と重み付け法の被覆率を比較すると、改良 MOPSO が 97.0% であるのに対して重み付け法は 43.0% と低い。ただし、被覆率を算出するにあたり、解が存在する範囲で各軸において 10 分割に区切ってメッシュを作成した（図 2.14 と同様のメッシュ構成）。被覆率からも改良 MOPSO がパレート解集合を効率良く得ることが可能であることがわかる。

次に改良 MOPSO によって得られたパレート解集合と MOPSO を用いて一度に全体最適化を行って求めたパレート解集合を図 2.13 に示す。図 2.13 のグラフの値は、改良 MOPSO で求めた各目的関数値の最大値を 1 と換算したものである。図 2.13 から、MOPSO では問題の変数が多くなると全体最適化が困難となり、解の精度が改良 MOPSO よりも大きく劣ることがわかる。

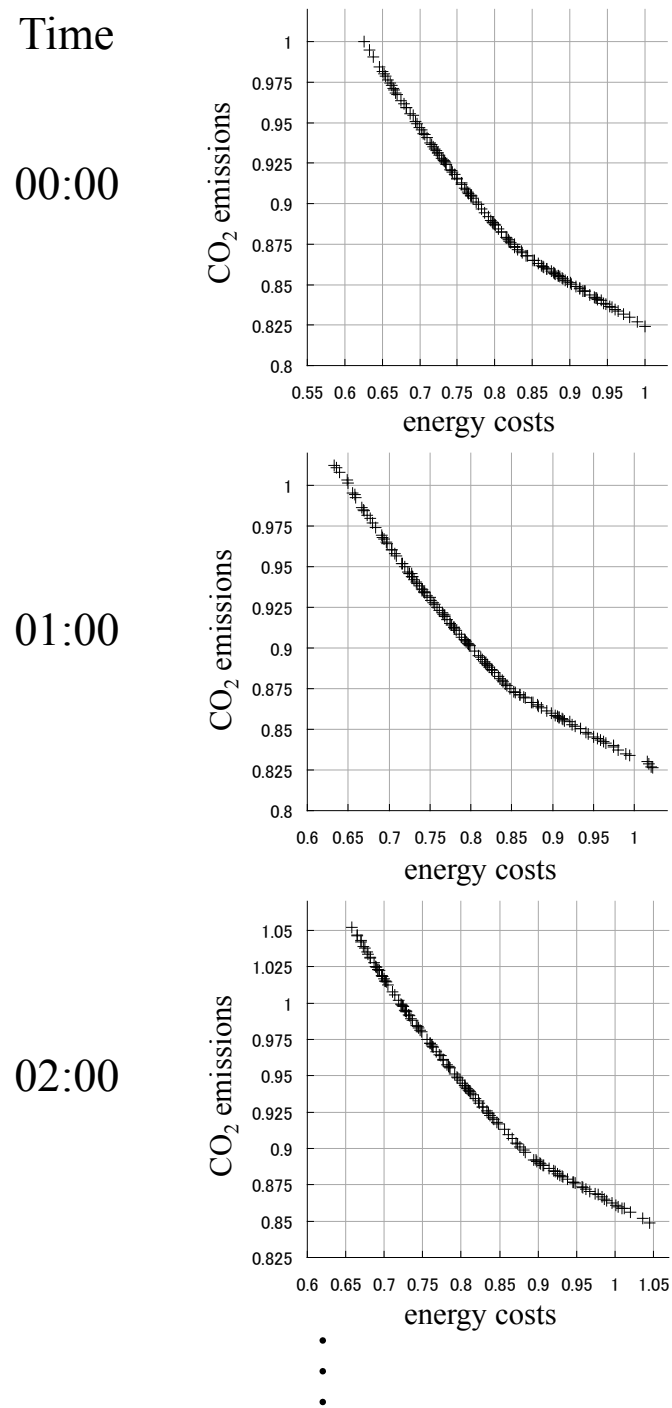


図 2.10 各時刻におけるパレート解集合

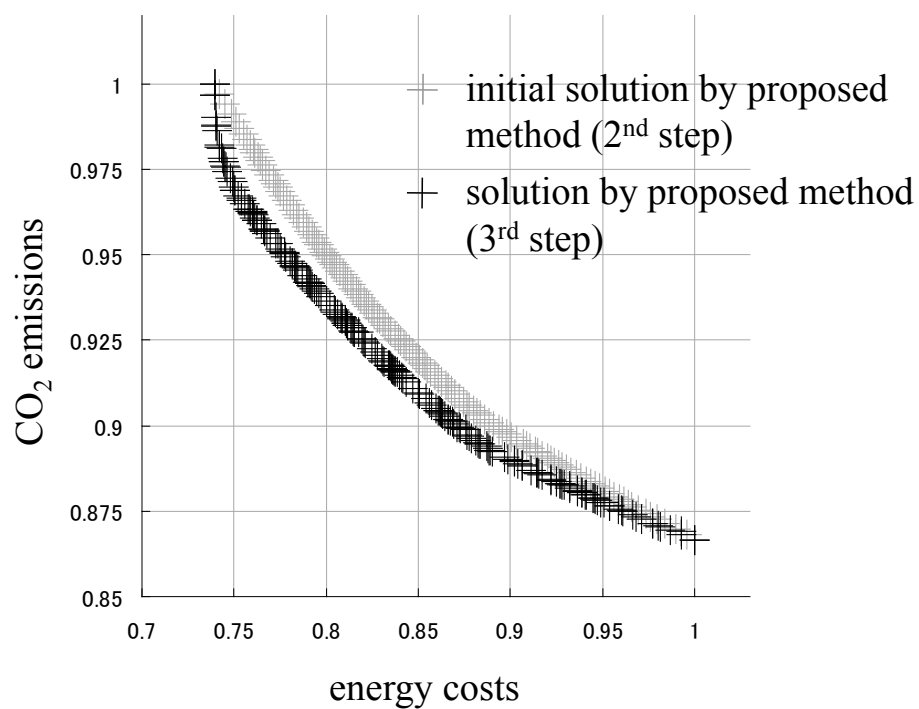


図 2.11 改良 MOPSO によるパレート解集合

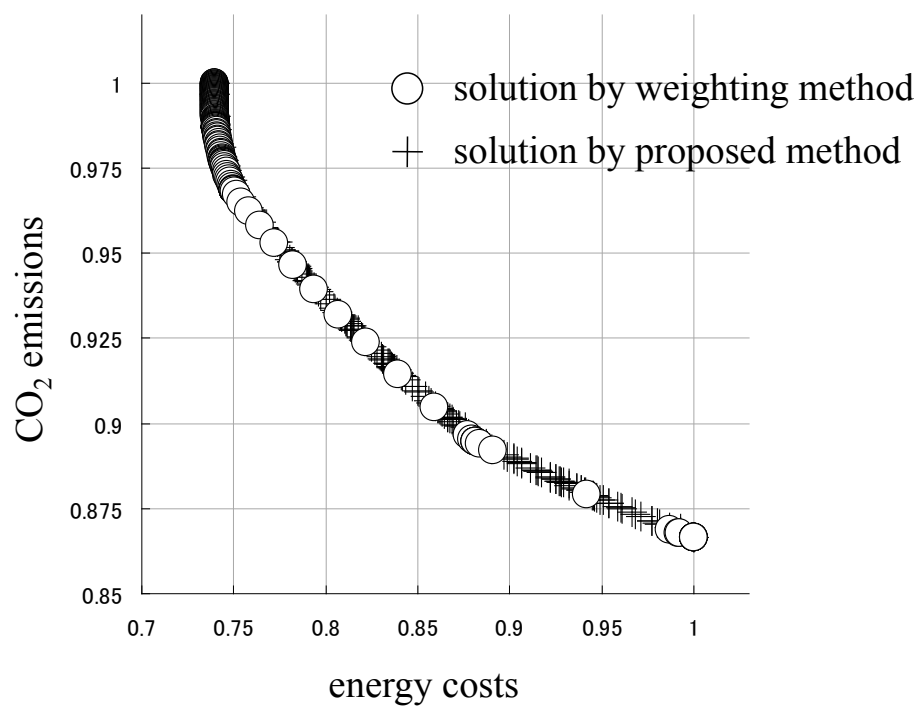


図 2.12 改良 MOPSO による解と重み付け法による解の比較

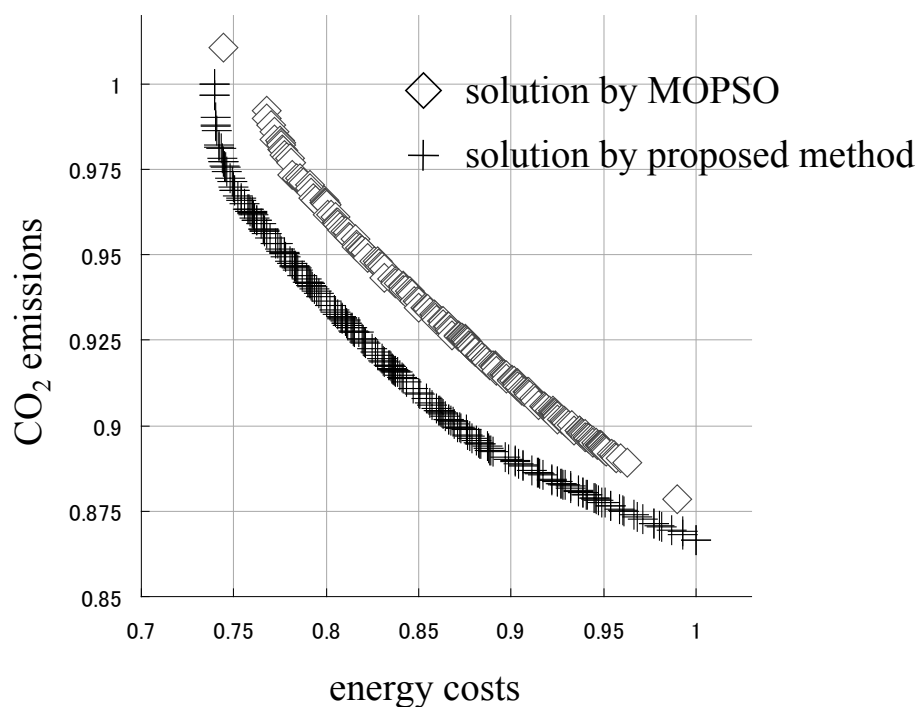
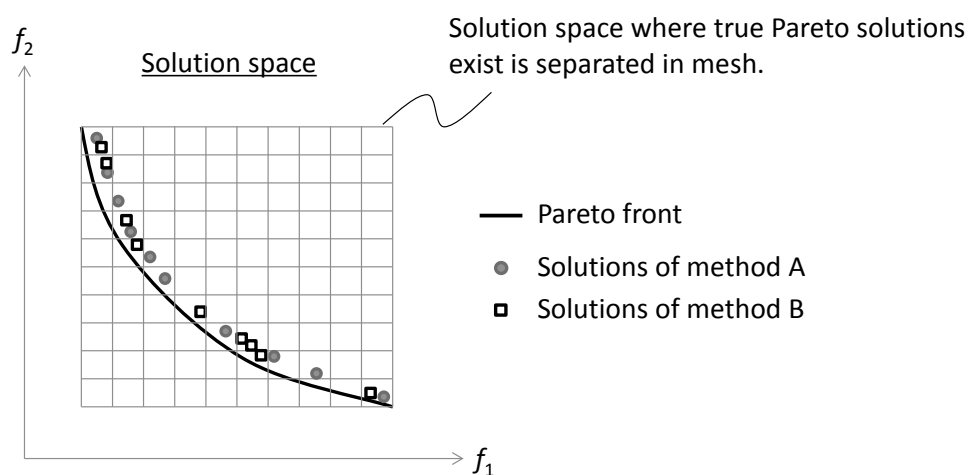


図 2.13 改良 MOPSO による解と MOPSO による解の比較



Calculate of cover rage

<u>method A</u>	$p_A(f_1)=7/10$ $p_A(f_2)=9/10$	⇒	Average: 0.8 Coverage of method A is 80%
<u>method B</u>	$p_B(f_1)=5/10$ $p_B(f_2)=8/10$	⇒	Average: 0.65 Coverage of method B is 65%

図 2.14 被覆率の計算イメージ

2.4 考察

改良 MOPSO の第 2 ステップおよび第 3 ステップにおいて、部分解を入れ替える処理を設けることにより、解の複数の目的関数値を同時に改善し、またより広範囲の解を得ることを可能とした。本提案では、この部分解の入れ替えを無作為な選択により行ったが、予め部分解のデータベースを容易できるので、戦略的に複数の目的を改善したり、解の存在する範囲を広げたりすることは可能であると考えられる。このような工夫を施せば、第 2 ステップと第 3 ステップの処理は複雑となるが、結果として高速に良好なパレート解が得られる可能性がある。

2.5 結言

本章では、複数の目的関数を扱う多目的最適化問題に対する手法として、改良 MOPSO を提案し、重み付けをすることなしに良質なパレート最適集合を求めることが可能であることを示した。さらに、MOPSO の問題点である変数を多く含む問題の最適化に対しても、原問題を部分問題に分割して部分問題のパレート最適解を求め、それらを再構成することにより、原問題のパレート最適集合を求めることができるということを示した。改良 MOPSO は全ての非線形最適化問題に対して適用可能ではないが、本論文で取り上げた工場エネルギー供給計画問題のように時間単位で分割できるような問題に対して有用であることを確認した。

今後の課題としては、部分問題間の制約が厳しい場合への対応と部分問題のパレート解の組み合わせ方法の効率化があげられる。

参考文献

- [22] 上田隆美, 鈴木直彦, “エネルギーマネジメントシステム”, 三菱電機技報, Vol.75, No.9, pp.29-32, 2001.
- [23] 鈴木直彦, 上田隆美, 笹川耕一, “エネルギー供給システム最適運転計画問題の自動定式化手法”, 電気学会論文誌 D, Vol.124, No.4, pp.366-372, 2004.
- [24] 廣安知之, 三木光範, 渡邊真也, “進化的手法による多目的最適化”, 計測自動制御学会第 13 回自律分散システム・シンポジウム, pp.295-300, 2001.
- [25] 中山弘隆, 谷野哲三, 多目的計画法の理論と応用, 計測自動制御学会, 1994.
- [26] 三宮信夫, 喜多一, 玉置久, 岩本貴司, 遺伝アルゴリズムと最適化, 朝倉書店, 1998.
- [27] 原田拓, “進化計算によるエネルギーシステムの多面的評価”, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会, pp.393-396, 2001.
- [28] James Kennedy and Russell Eberhart, “Particle Swarm Optimization”, Proceedings of IEEE the International Conference on Neural Networks, pp.1942-1948, 1995.
- [29] 井出東, 安田恵一郎, 岩崎信弘, “Particle Swarm Optimization のダイナミクスの解析と大域的最適化への応用”, 計測自動制御学会第 28 回システム工学部会研究会, pp.1-6, 2003
- [30] 北川慎治, 福山良和, 戸高雄二, “Particle Swarm Optimization のコージェネ最適運用への適用”, 平成 16 年電気学会全国大会, Vol.4, pp.S19(25)–(28), 2004.
- [31] Carlos A. Coello Coello, “MOPSO : A Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization”, Proceedings of Congress on Evolutionary Computation, Vol.2, pp.1051–1056, 2002.
- [32] 岩崎信弘, 安田恵一郎, 井出東, “Particle Swarm Optimization の高次元問題への適用に関する検討”, 電気学会産業計測制御研究会, pp.87-92, 2004.
- [33] 岩崎信弘, 安田恵一郎, “Particle Swarm Optimization の解析と適応化—適応型 PSO の提案—”, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会, pp.269-274, 2004.

第3章 制御のし易さを考慮したエネルギー供給計画最適化

3.1 緒言

エネルギー供給システム^[34]では、コストが最小でも制御の変動が大きい運用計画に対して、システムをその運用計画に追従させようとする設備に大きな負荷がかかる上、システム全体が不安定になる可能性がある。したがって、実運用ではコストが最小となる運用計画を要求するだけでなく、設備運用安定化の観点から制御変動ができるだけ小さい運用計画を要求する。このような問題を最適化問題として表す場合、第 1 の目的は、エネルギー需要を満足し、コストが最小となる運用計画を立案することである。第 2 の目的は、エネルギー供給システムの安定化のため、現在の運用と比較して燃料流量や蒸気流量の変化などの運用変化を小さく抑えることである。この最適化問題に対して、前章で提案したような多目的最適化手法^[40]を適用して複数解を探索することが考えられる。ところが、制御指令を考慮する場合、多目的最適化手法の適用では計算時間がかかるため、実時間の計算ではコストを満足できない可能性がある。多目的最適化手法の計算時間の課題に対しては、第 1 の目的を満たす代替案としての多様な複数解を探索し、その中から第 2 の目的において良好な解を選択する方法による対策が考えられる。複数解を生成する手法として、メタヒューリスティクスを複数解の探索に拡張した最適化手法が提案されているが、多峰性関数における大域的最適解と局所解を求めることを目的としており、目的関数の評価値が良好な解を複数探索することを目的としているわけではない^{[38][39]}。そこで、単一の目的関数において評価値が良好な解を複数得て、その中から他の目的関数において評価値が良好な解を選択する手法を提案する。すなわち、本提案手法の目的は、エネルギー供給計画最適化問題においてコスト最小となる多様な運用計画を持つ複数の解を探索し、その中から制御変動が小さい解を選択することである。

本章では、多様な複数解を探索するアルゴリズムとして、目的関数を修正しながら PSO^{[36][37]}を繰り返し利用する Multimodal PSO^[41]（以降、Multi PSO）を提案する。命名に際しては、多峰性関数（multimodal function）を探索する PSO ということで multimodal という用語を使用した。PSO は GA（Genetic Algorithm）^[35]など他のメタヒューリスティクスと比較して収束性が高いことが知られてい

る。複数の解を高速に探索するには収束性が高い方が望ましいと考え、利用するメタヒューリスティクスとして PSO を採用した。また、比較のため、群を複数形成しながら PSO を並列的に利用する Niche PSO^[42]について述べる。さらにこれらのアルゴリズムを工場の典型的なエネルギー供給計画最適化問題へ適用し、コスト最小となる多様な解を複数探索できるかを見極め、その有効性を評価する。

3.2 節では、最適化アルゴリズムを適用する工場エネルギー供給計画最適化問題の定式化について述べる。3.3 節では、Multi PSO と Niche PSO のアルゴリズムについて述べる。3.4 節では、3.3 節で述べたアルゴリズムをエネルギー供給計画最適化問題に適用した結果を示す。3.5 節では、得られた複数解の中から解を選択する方法について述べる。3.6 節では、アルゴリズムの考察について述べる。

3.2 エネルギー供給計画最適化問題の定式化

典型的な工場エネルギー供給システムを図 3.2 に示す。このシステムでは、工場電力と 2 種類の工場蒸気（低圧，中圧）の需要を満たすように 2 缶のボイラと 2 基の蒸気タービン発電機を運用する。燃料を消費してボイラで蒸気を生成し、その蒸気を利用して蒸気タービン発電機で発電し、得られた電力を工場へ供給する。電力の不足分は外部から購入することも可能である。また、タービンの抽気および排気から得られた蒸気を工場へ供給する。

このエネルギー供給システムにおけるエネルギー供給計画最適化問題を、目的関数および設備の入出力特性，エネルギーバランス，上下限制約などの制約条件を用いて式(3.1)～(3.16)のように定式化する。式(3.1)はこのエネルギー供給計画最適化問題の目的関数であり，コスト最小化を目的とする。式(3.2)，(3.3)，(3.5)，(3.7)はそれぞれ 1 号ボイラ，2 号ボイラ，1 号タービン発電機（抽気背圧タービン），2 号タービン発電機（同）の入出力特性式を表す。式(3.4)はボイラの燃料バランス式を表す。式(3.6)，(3.8)はそれぞれ 1 号タービン，2 号タービンの蒸気バランス式を表す。式(3.9)，(3.11)，(3.14)はそれぞれ高圧蒸気ヘッダ，中圧蒸気ヘッダ，低圧蒸気ヘッダの蒸気バランス式を表す。式(3.10)，(3.12)，(3.13)は減圧弁の蒸気バランス式を表す。式(3.15)は電力バランス式を表す。式(3.16)は一般化した変数の上下限制約を表す。ただし， p は各機器の入出力特性を表し，

p_{B1} , p_{B2} は2次関数, p_{T1} , p_{T2} は1次関数である。また, 変数 x はエネルギー供給計画最適化問題で扱う全ての変数を意味し, 変数 x に対して $\bar{x}$ と $\underline{x}$ は上限値と下限値をそれぞれ表す。この定式化において, 小文字は変数, 大文字は定数を表す。表 3.1 に, 各変数および各定数の意味を示す。

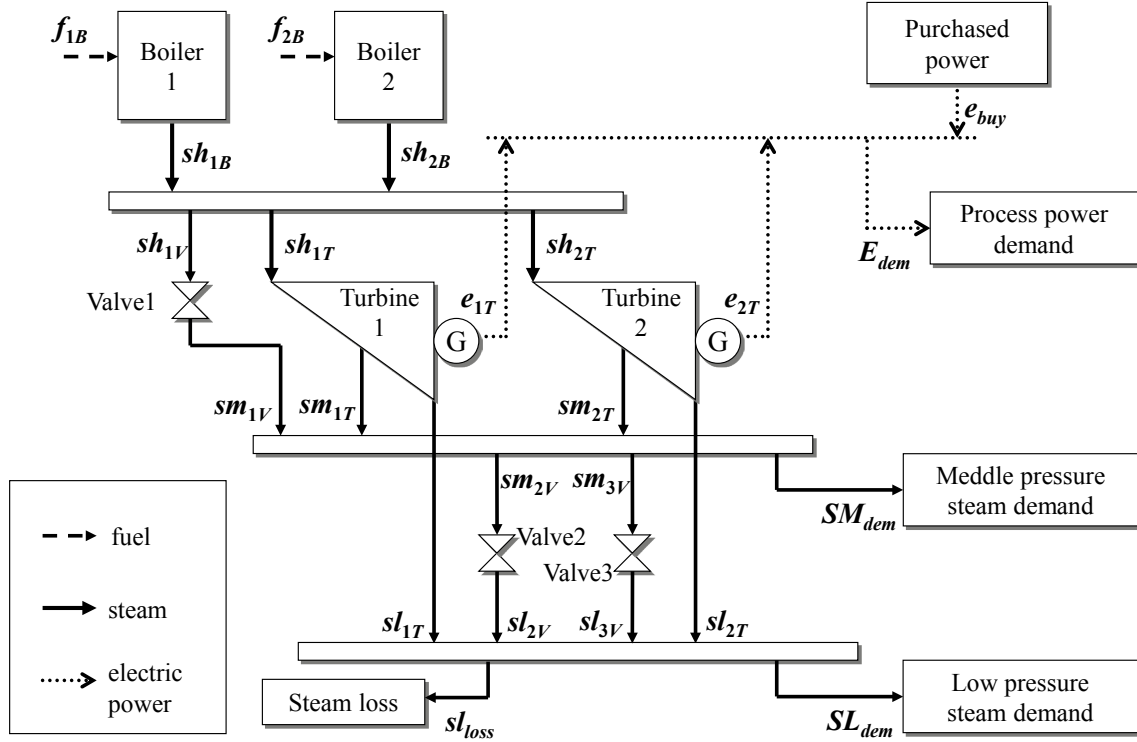


図 3.1 工場エネルギー供給システム

$$\min : o_{cost} = F_{uni} \times f_B + E_{uni} \times e_P \quad (3.1)$$

$$sh_{1B} = p_{1B}(f_{1B}) \quad (3.2)$$

$$sh_{2B} = p_{2B}(f_{2B}) \quad (3.3)$$

$$f_B = f_{1B} + f_{2B} \quad (3.4)$$

$$e_{1T} = p_{1T}(sh_{1T}, sm_{1T}) \quad (3.5)$$

$$sl_{1T} = sh_{1T} - sm_{1T} \quad (3.6)$$

$$e_{2T} = p_{2T}(sh_{2T}, sm_{2T}) \quad (3.7)$$

$$sl_{2T} = sh_{2T} - sm_{2T} \quad (3.8)$$

$$sh_{1T} + sh_{2T} + sh_{1V} = sh_{1B} + sh_{2B} \quad (3.9)$$

$$sm_{1V} = sh_{1V} \quad (3.10)$$

$$SM_{dem} + sm_{2V} + sm_{3V} = sm_{1T} + sm_{2T} + sm_{1V} \quad (3.11)$$

$$sl_{2V} = sm_{2V} \quad (3.12)$$

$$sl_{3V} = sm_{3V} \quad (3.13)$$

$$SL_{dem} + sl_{loss} = sl_{1T} + sl_{2T} + sl_{2V} + sl_{3V} \quad (3.14)$$

$$E_{dem} = e_{1T} + e_{2T} + e_P \quad (3.15)$$

$$\underline{X} \leq x \leq \overline{X} \quad (3.16)$$

表 3.1 変数と定数の意味

記号	意味
o_{cost}	エネルギーコスト
F_{uni}	燃料単価
E_{uni}	購入電力単価
f_B	ボイラ入力燃料合計
e_{buy}	電力購入量
E_{dem}	工場電力需要
SM_{dem}	工場中圧蒸気需要
SL_{dem}	工場低圧蒸気需要
sh_{1B}	1 号ボイラ蒸気発生量
f_{1B}	1 号ボイラ燃料流量
sh_{2B}	2 号ボイラ蒸気発生量
f_{2B}	2 号ボイラ燃料流量
e_{1T}	1 号タービン発電量
sh_{1T}	1 号タービン入力蒸気量
sm_{1T}	1 号タービン抽気量
sl_{1T}	1 号タービン排気量
e_{2T}	2 号タービン発電量
sh_{2T}	2 号タービン入力蒸気量
sm_{2T}	2 号タービン抽気量
sl_{2T}	2 号タービン排気量
sh_{1V}	減圧弁 1 入口蒸気量
sm_{1V}	減圧弁 1 出口蒸気量
sm_{2V}	減圧弁 2 入口蒸気量
sl_{2V}	減圧弁 2 出口蒸気量
sm_{3V}	減圧弁 3 入口蒸気量
sl_{3V}	減圧弁 3 出口蒸気量
sl_{loss}	低圧蒸気大気放出量

3.3 複数解探索アルゴリズム

本節では、エネルギー供給計画最適化問題に適用するアルゴリズムについて述べる。基本アルゴリズムとして、実時間内に非線形計画問題の最適解を探索することが可能な PSO を利用する。PSO の概要について述べた後、PSO を複数解の探索に拡張した 2 種類のアルゴリズム Multi PSO, Niche PSO について述べる。なお、本論文では局所最適解であっても低い評価値を持つ解を必要としないため、これらのアルゴリズムは、局所最適解を複数探索するのではなく、高い評価値を持つ解を複数探索することを目的とする。

3.3.1 Multi PSO

Multi PSO は、2.2.1 項で説明した PSO のアルゴリズムを繰り返すことによって複数解を探索するアルゴリズムである。このアルゴリズムは、既に探索した最良解周辺の目的関数を修正することにより、次ステップ以降にその周辺での探索を抑制し、他の領域で最良解を探索することを特徴とする。目的関数の修正には、繰り返しの初回で得た最も評価値の低い値（以降、最悪値）を適用する。

図 3.2 に Multi PSO のアルゴリズムを示す。また、図 3.3 の一番上に新しい最良解を探索した直後に目的関数を修正する単純な 1 次元の例を示す。最初の最良解は原型の目的関数に PSO のアルゴリズムを適用して探索する。一旦この最良解を保存して、続いて目的関数をその最良解の周辺半径 R_M の領域で最悪値に修正し、再度 PSO で新たな最適解を探索する。目的関数の修正に伴い、エージェント i から最適解 p までのユークリッド距離 $d(i)$ を式(3.17)で計算し、 $d(i) \leq R_M$ となると、エージェント i の目的関数を最悪値とする。目的関数を修正していくイメージを図 3.3, 図 3.4 に示す。このように、一度目的関数を修正すると、その後の試行すべてにおいてその修正が適用される。

$$d(i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (X_j(i) - X_j(p))^2} \quad (3.17)$$

ただし、 n は変数の個数、 $X_j(i)$ はエージェント i の変数 j を正規化した位置、 $X_j(p)$ は最適解 p の変数 j を正規化した位置をそれぞれ表す。2 つ目以降の最適解が探索された場合も最適解を一旦保存し、その周辺半径 R_M の領域で目的関数を最悪

値に修正する。最終的に保存された全ての解を Multi PSO の解とする。このように、Multi PSO は一度探索した最適解周辺で探索を行わず、広範囲で多様な解を複数探索することが可能である。

Multi PSO のアルゴリズムは無限に繰り返すことができるが、有限時間内で求解するためには、エージェント数や繰り返しステップ数、PSO アルゴリズムの反復回数を制限し、最適解の個数を絞る必要がある。また、Multi PSO で扱う半径 R_M は求解精度に影響を与えるため、適切に設定する必要がある。

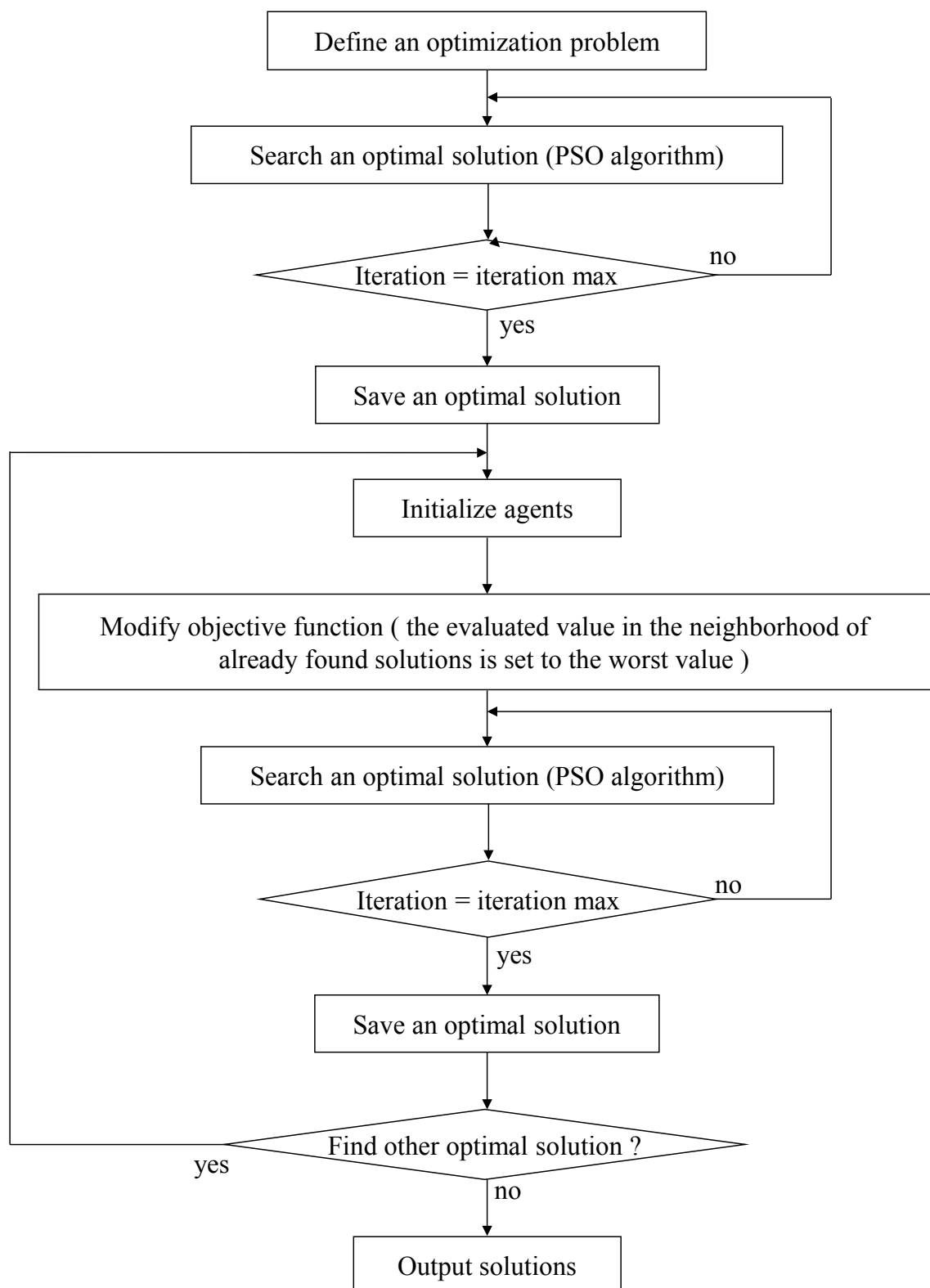


図 3.2 Multi PSO のアルゴリズム

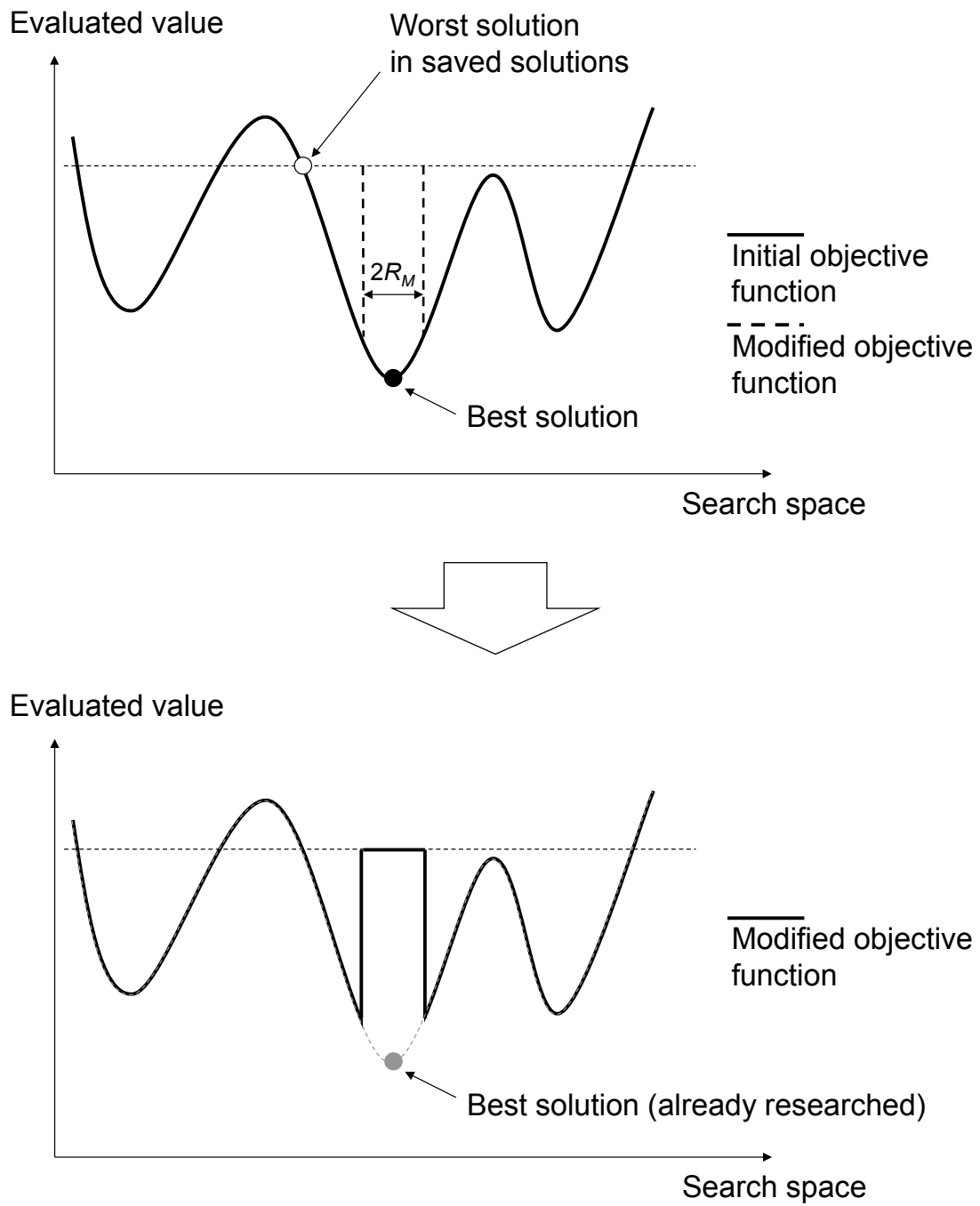


図 3.3 Multi-PSO における目的関数の修正(1)

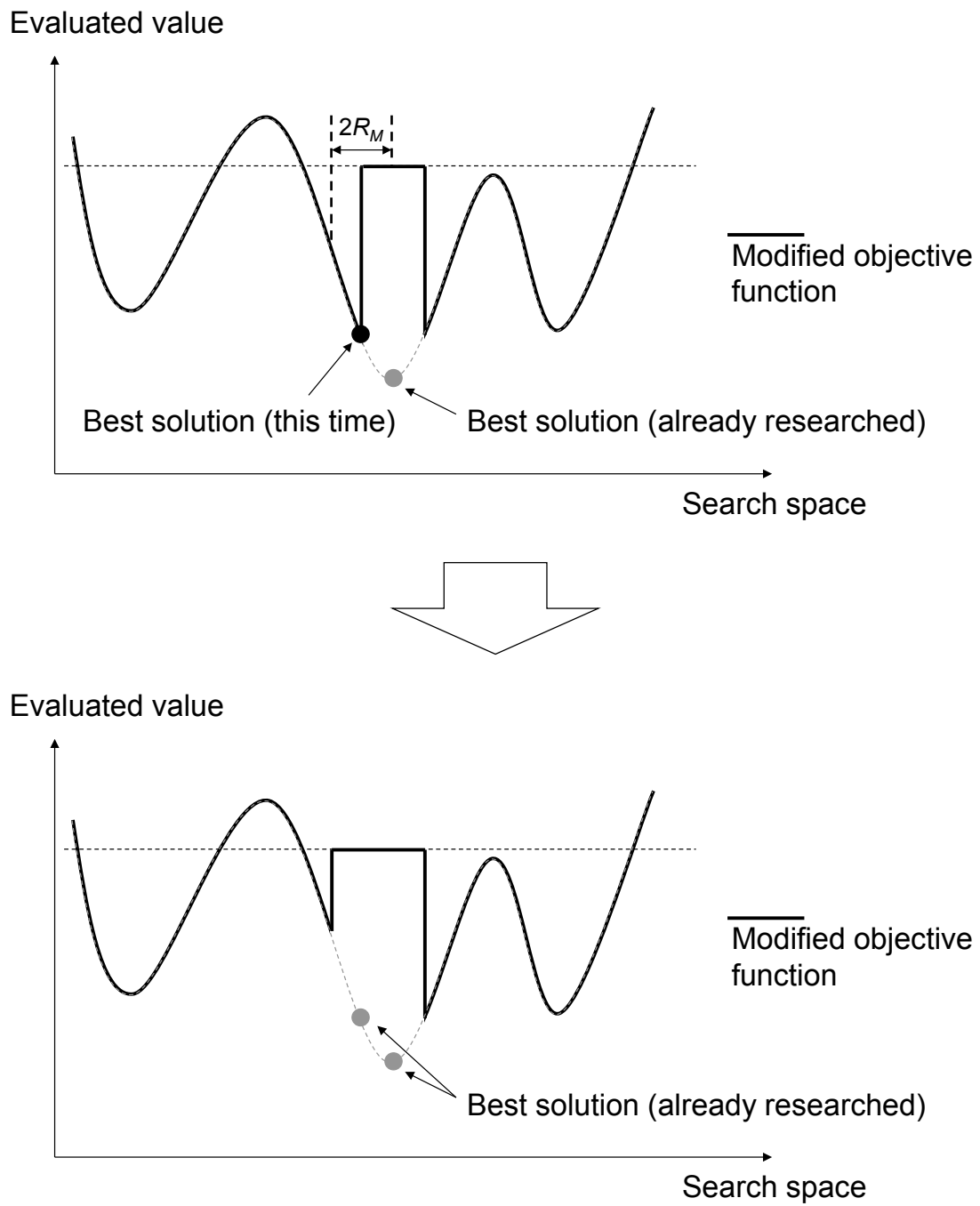


図 3.4 Multi-PSO における目的関数の修正(2)

3.3.2 Niche PSO

Niche PSO は main swarm (M 群) と sub swarm (S 群) に並列的に PSO アルゴリズムを適用し、複数解を探索するアルゴリズムである。図 3.5 に Niche PSO のアルゴリズムを示す。また、図 3.6, 図 3.7 に Niche PSO の探索イメージを示す。初めに全エージェントを M 群内に生成する。各繰り返しステップで M 群のエージェント i は式(3.18), (3.19)にしたがって他のエージェントから影響を受けることなく自身が持つ最適解 $pbest(i)$ の方向へ移動する。ただし, $x_k(i)$ は繰り返しステップ k 回目でのエージェント i の位置, $v_k(i)$ は繰り返しステップ k でのエージェント i の速度, w は直前ステップにおける速度に掛ける重みパラメータ (慣性係数), C は p_i 方向への速度に対する重みパラメータ (ここでは $C=2$), R は 0 から 1 までのランダム値をそれぞれ表す。 w は 2.2.1 項と同様に初期値を 0.9 とし, 式(2.3)により与えるものとする。

$$x_{k+1}(i) = x_k(i) + v_{k+1}(i) \quad (3.18)$$

$$v_{k+1}(i) = wv_k(i) + RC(pbest(i) - x_k(i)) \quad (3.19)$$

M 群のエージェントが高い評価値を持つとき, そのエージェントの周辺領域内に少なくとも他に 1 つの M 群のエージェントが存在すれば, これらのエージェントは S 群を新たに形成する。その高い評価値を持つエージェントの周辺半径 R_N の領域を S 群領域と定義する。また, M 群のエージェント i とある S 群 l の最適解とのユークリッド距離 $d(i)$ を式(3.20)で計算し, $d(i) \leq R_N$ となるとき, エージェント i は S 群 l のエージェントとして取り込まれる。

$$d(i) = \sqrt{\sum_{j=1}^n (X_j(i) - X_j(l_{gbest}))^2} \quad (3.20)$$

ただし, n は変数の個数, $X_j(i)$ はエージェント i における変数 j を正規化した位置, $X_j(l_{gbest})$ は S 群 l の最適解における変数 j を正規化した位置をそれぞれ表す。各繰り返しステップで, S 群のエージェントを式(2.1)~(2.3)で表す PSO アルゴリズムに基づいて更新する。ここで, $gbest$ はそのステップまでで S 群内の全エージェントのうち最適解を持つエージェントの位置を表す。なお, 全 S 群は独立しており, S 群間での情報交換は無い。前節の Multi PSO と同様, 有限時間内で求解するためには, エージェント数や繰り返しステップ数を制限する必要がある。

ある。また，Niche PSO で扱う半径 R_N は求解精度に影響を与えるため，適切に設定する必要がある。

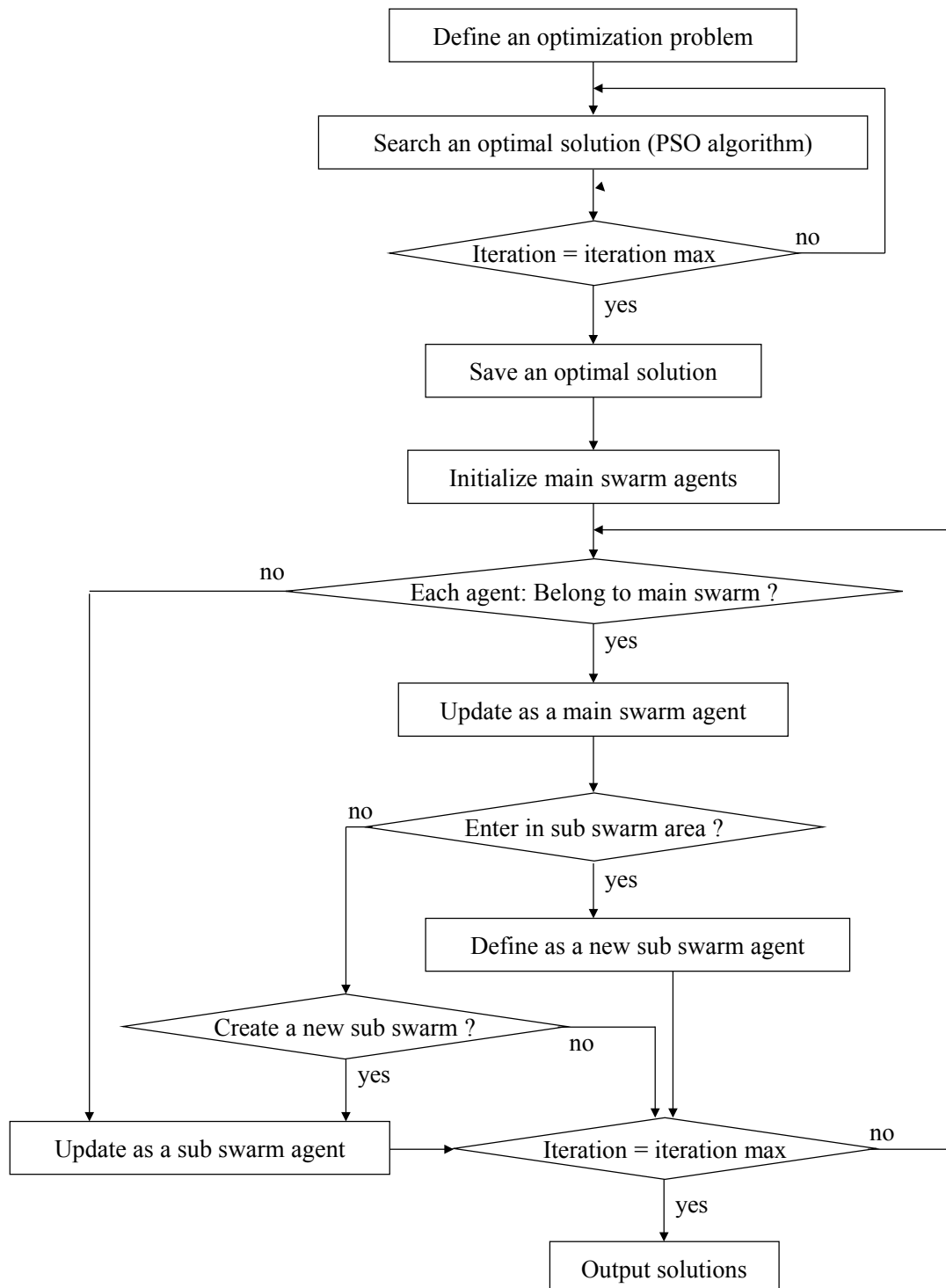


図 3.5 Niche PSO のアルゴリズム

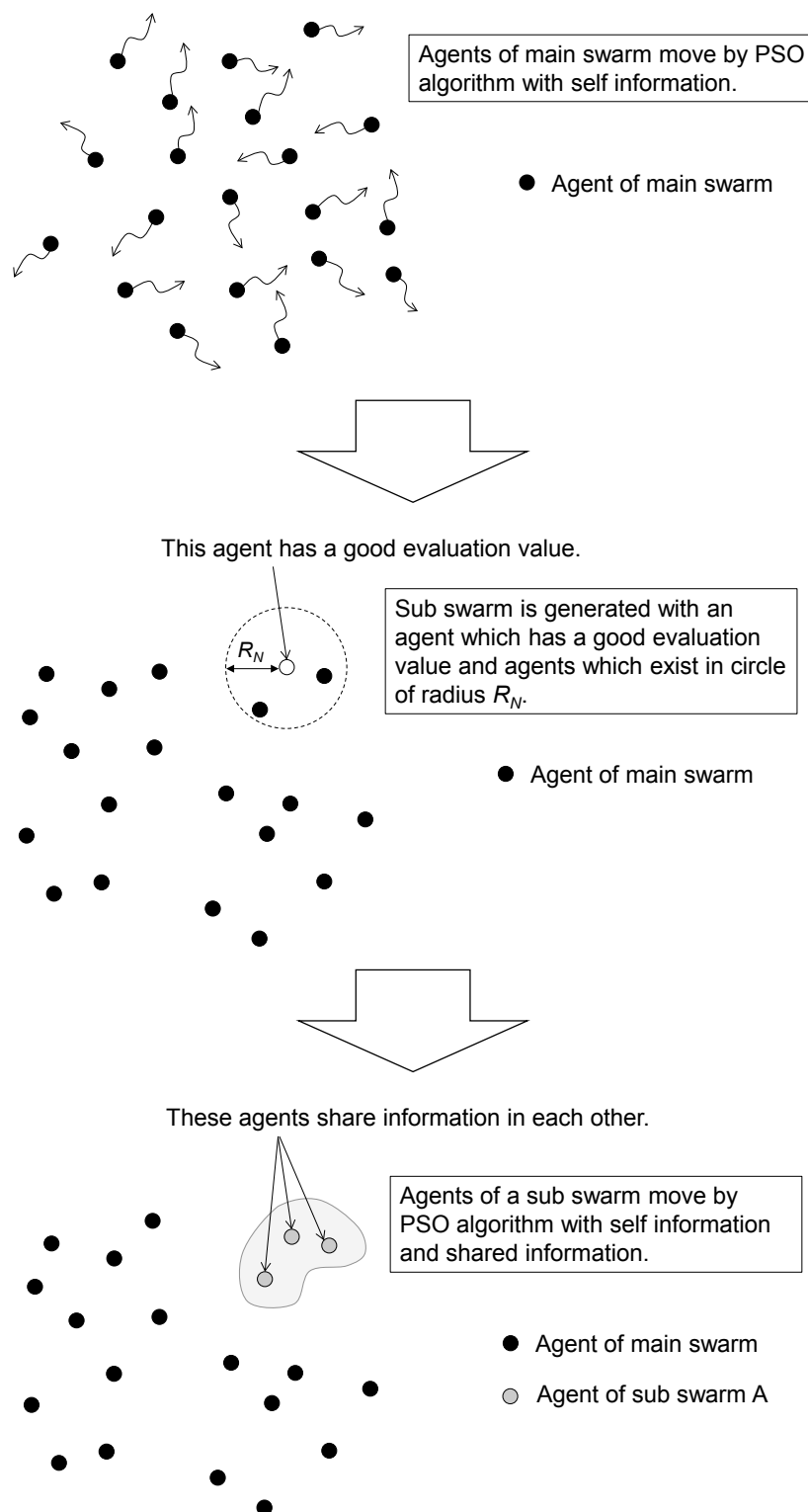


図 3.6 Niche PSO の探索イメージ(1)

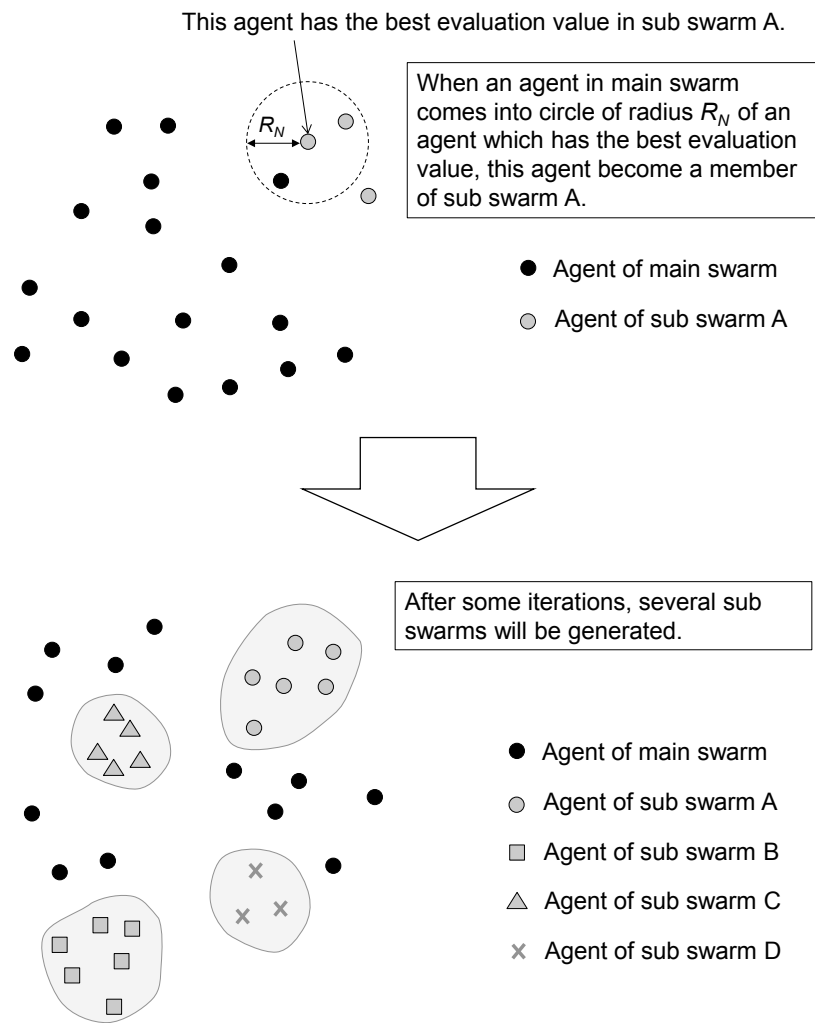


図 3.7 Niche PSO の探索イメージ(2)

3.4 適用結果

本章では, Multi PSO と Niche PSO のアルゴリズムをそれぞれエネルギー供給計画最適化問題へ適用した結果について述べる。Multi PSO と Niche PSO の求解精度を評価するために, 比較対象として内点法 (信頼領域法) ^[43]を適用して単一の解を探索した。

ここでは, 工場のエネルギー需要が異なる 2 タイプのケースについて適用した結果を示す。ケース 1 では目的関数上に複数の最適解が存在し, ケース 2 では目的関数上に最適解が 1 つ存在する。制御指令周期を 1 分と想定し, 計算時間が 1 分未満となるよう以下のように値を調整した。なお, 使用した計算機のスペックは, OS : WindowsXP Professional, CPU : Pentium4 3.00GHz, メモリ : 2.49GB である。Multi PSO ではエージェント数を 500, 繰り返しステップ数を 500 とし, 最適解を 30 個探索するまで計算を繰り返した。また, 探索した最適解の周辺領域を表す半径 R_M を 0.1 と設定した。

Niche PSO ではエージェント数を 5000, 繰り返しステップ数を 500 とし, S 群を最大 30 個まで形成可能とした。なお, Niche PSO と Multi PSO の 1 試行の計算時間が同様になるように調整し, Niche PSO のエージェント数を 5000 とした。また, S 群の領域を決定する半径 R_N を 0.1 と設定した。さらに, Niche PSO では S 群の形成を決定するパラメータが必要である。ここでは初回に PSO を用いて求解した最適解に対してエージェントの求解精度が 95% よりも高い場合に S 群を形成するように設定した。表 3.2 に内点法による解と比較した求解精度を示す。表 3.2(a) はケース 1 において内点法の解を基準とした Multi PSO と Niche PSO の適用による求解精度を示す。表 3.2(a) より, 両アルゴリズムは複数解を探索し, それぞれの解が内点法による最適解に近い評価値を示していることがわかる。同様に表 3.2(b) はケース 2 における結果を示す。

表 3.2 求解精度の比較

(a) case1			(b) case2		
Number of solutions			Number of solutions		
quality	Multi PSO	Niche PSO	quality	Multi PSO	Niche PSO
100%	4	—	100%	—	—
99.99%	20	10	99.99%	2	—
99.9%	6	16	99.9%	12	2
99%	—	4	99%	16	28

表 3.3(a)はケース 1 における内点法の解のコスト，Multi PSO と Niche PSO における最良解，最悪解（30 番目の解）のコストおよび平均コストをそれぞれ示す。同様に表 3.3(b)はケース 2 における結果を示す。

表 3.3 コストの評価

(a) case1			(b) case2		
	Interior point method			Interior point method	
optimal	436820.5		optimal	437455.7	
	Multi PSO	Niche PSO		Multi PSO	Niche PSO
best	436820.5	436820.9	best	437482.3	437716.9
30th	437017.0	439307.8	30th	439570.5	441157.5
average	436845.4	437079.4	average	438104.5	439021.7

3.5 解選択方法

3.5.1 解選択方法の概要

エネルギー供給システムの制御変動を抑えるために、複数解の中から運用変化が小さい解を選択する方法について述べる。実際のエネルギー供給計画最適化問題は、制御指令周期毎に問題を解く必要がある。そのため直前の運用値と算出した制御目標値との差分を評価関数として、制御変動を抑える解を選択することが可能となる。

時刻 t において、システム全体における制御対象の平均変化量が最小となる解を選択する解選択評価関数 $s_1(t)$ 、最大変化量が最小となる解を選択する解選択評価関数 $s_2(t)$ をそれぞれ式(3.21)、(3.22)のとおり定義する。ただし、 i は解番号、 j は制御対象、 I は最適解の集合とする。

$$s_1(t) = \min_{i \in I} \{d_1(i, t)\} \quad (3.21)$$

$$s_2(t) = \min_{i \in I} \{d_2(i, t)\} \quad (3.22)$$

ただし、解 i における平均変化量、最大変化量を表す $d_1(i, t)$ 、 $d_2(i, t)$ はそれぞれ式(3.23)、(3.24)で算出する。

$$d_1(i, t) = \sum_{j=1}^N \left\{ \left| PV_j(t-1) - SV_j(i, t) \right| / M_j \right\} / N \quad (3.23)$$

$$d_2(i, t) = \max_{j=1}^N \left\{ \left| PV_j(t-1) - SV_j(i, t) \right| / M_j \right\} \quad (3.24)$$

なお、 $PV_j(t)$ は時刻 t の制御対象 j の運用値、 $SV_j(i, t)$ は解 i における時刻 t の制御対象 j の目標値、 M_j は制御対象 j の単位時間あたりの最大変化量、 $\min\{\}$ は要素の最大値の番号を返す関数、 N は制御対象の総数、 $\max\{\}$ は要素の最大値を返す関数をそれぞれ表す。

3.5.2 解選択方法の適用結果

Multi PSOによって得られた複数解に対して解選択方法を適用した結果について述べる。解選択方法は、(1)コスト最小、(2)平均変化量最小 (s_1)、(3)最大変化量最小 (s_2) の3種類とする。図 3.8(a)のように、工場の電力需要が振動しなが

ら増加したときの各解選択方法の制御結果を表 3.4(a)に示す。また、図 3.8(b)のように、工場の電力需要が振動しながら減少したときの各解選択方法による運用結果を表 3.4(b)に示す。なお、電力需要が変動している間、中圧蒸気需要と低圧蒸気需要は一定とする。また、表中の cost は最小コストとの比とし、最適解集合 I の要素数は 20 とする。

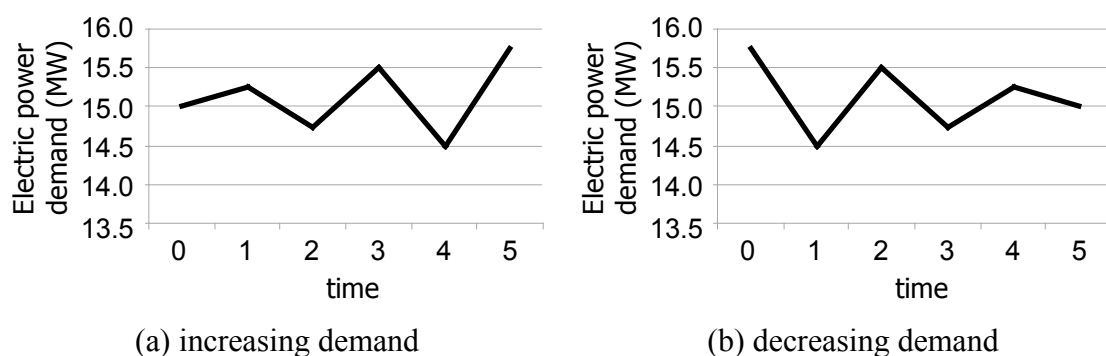


図 3.8 変動する電力需要

表 3.4 解選択方法の評価

(a) increasing demand

Objective of minimization	cost	averaged change [%]	maximum change [%]
cost	1.0000000	11.16	36.82
ave. change	1.0000002	7.85	30.81
max. change	1.0000951	8.66	21.93

(b) decreasing demand

Objective of minimization	cost	averaged change [%]	maximum change [%]
cost	1.0000000	11.28	35.19
ave. change	1.0000027	7.02	29.57
max. change	1.0000106	7.93	20.44

表 3.4 の結果から、各解選択方法は、コストをほとんど悪化させずにそれぞれの制御目的に応じた効果を得ていることがわかる。例として、工場電力需要が振動しながら増加したときの 1 号タービンの入力蒸気量の変化を図 3.9 に示す。解選択方法(1)と比較して、方法(2), (3)による解は運用変化が抑えられていることがわかる。ここでは各制御対象の変動量が評価値に与える影響をそれぞれ均一としたが、特に注意すべき制御対象に対しては優先順位を付けたり、重み係数を掛けたりして制御目的に合った解選択方法を作成することも可能である。また、今回の適用では複数解の最適性を重視したが、コストを少し悪化させてでも制御をし易くしたい場合は、 R_M の値を大きくしてさらに多様な複数解を探索することにより、さらに制御をし易い運転計画を得ることも可能である。

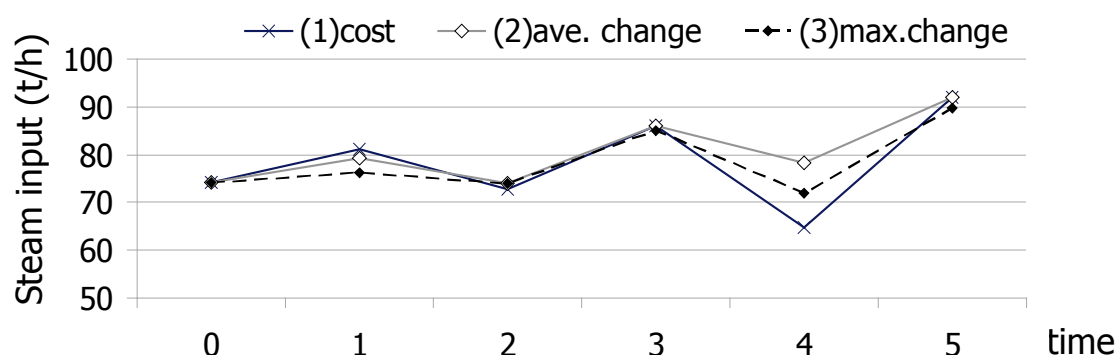


図 3.9 需要が振動しながら増加する場合の 1 号タービン入力蒸気量の変化

3.6 考察

3.6.1 適用結果の評価

表 3.2, 表 3.3 に示すように、ケース 1, 2 に関して、内点法の解を基準としてアルゴリズムを比較した結果、Multi PSO と Niche PSO はいずれも多く解を探索できることがわかった。求解精度に関しては、ケース 1 で Multi PSO は最適解と同じ評価値の解を 4 個探索できたが、Niche PSO は探索できなかった。ケース 2 で Niche PSO が 99.99%以上の精度で解を探索できなかったのに対し Multi PSO は 2 個探索できた。また、得られた解の平均値に関しても Niche PSO によ

る値よりも Multi PSO による値の方が優れていた。Multi PSO ($R_M = 0.1$) の 30 個の解と Niche PSO ($R_N = 0.1$) の 30 個の解を比較した結果、有意差検定により有意水準 3% で有意差が認められ、与えられた条件では Multi PSO の方が Niche PSO よりも精度が高いことがわかった。

3.6.2 アルゴリズムパラメータの影響

Multi PSO, Niche PSO で用いる半径 R_M , R_N は求解精度を決定する重要な要素である。表 3.5 は Multi PSO における半径 R_M の求解精度への影響を示す。半径 R_M を小さくすると高い評価値の解を多く探索できるが多様性が失われていく。すなわち、半径 R_M が小さい場合は目的関数の修正の度合いも小さいため、評価値の良い局所解を見つけた後、その領域の探索からしばらく抜け出せないということが考えられる。逆に半径 R_M を大きくすると多様な解を得ることができるが、精度が悪化する。本章では、解の精度と多様性を考慮して $R_M = 0.1$ を選択した。一方、表 3.6 は Niche PSO における半径 R_N の求解精度への影響を示す。半径 R_N を小さくすると S 群が適度に生成されず、解の個数が減少する。逆に半径 R_N を大きくすると S 群領域が大きくなるため解の精度は改善されるが解の個数が減少する傾向がある。本論文では、解の精度と多様性を考慮して $R_N = 0.1$ を選択した。

表 3.5 Multi PSO における半径 R_M の求解精度への影響
(a) case1 (b) case2

Number of solutions							Number of solutions						
quality	radius R_M						quality	radius R_M					
	0.01	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5		0.01	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
100%	4	4	3	1	—	—	100%	—	—	—	—	—	—
99.99%	20	20	17	10	5	3	99.99%	2	2	1	—	—	—
99.9%	6	6	9	11	8	4	99.9%	14	12	7	4	2	1
99%	—	—	1	8	16	11	99%	14	16	22	26	18	11
total	30	30	30	30	30	30	total	30	30	30	30	30	30

表 3.6 Niche PSO における半径 R_N の求解精度への影響
(a) case1 (b) case2

Number of solutions							Number of solutions						
quality	radius R_N						quality	radius R_N					
	0.01	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5		0.01	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
100%	—	—	—	—	—	1	100%	—	—	—	—	—	—
99.99%	—	10	13	9	5	4	99.99%	—	—	—	—	—	—
99.9%	1	16	14	6	5	2	99.9%	—	2	5	5	3	3
99%	2	4	2	1	—	—	99%	2	28	22	12	6	4
total	3	30	29	16	10	7	total	2	30	27	17	9	7

3.7 結言

本章では、目的関数を修正しながら PSO を繰り返し利用する Multi PSO を提案し、比較として複数の群を形成し PSO を並列的に利用する Niche PSO について述べた。また、それらのアルゴリズムを非線形計画問題として定式化したエネルギー供給計画最適化問題に適用した。その結果、両アルゴリズムは実時間内に評価値の高い解を複数探索できることを示した。求解精度に関しては Multi PSO が Niche PSO よりも優れており、Multi PSO はエネルギー供給計画最適化問題に有効であることがわかった。また、解選択方法を取り入れることにより、複数解の中からコストをほとんど悪化させずにエネルギー供給システムの制御変動を抑える解を選択できることを示した。

以上のように、Multi PSO はエネルギー供給計画最適化問題に対して有効であることを示した。しかし、アルゴリズムパラメータにより求解精度が変化するため、適切なパラメータ設定が必要である。また、本論文の Multi PSO では、手法をシンプルにして適用の幅を広げるために、さらに探索を短時間で実行するために、PSO の原型を変えることなく目的関数修正および PSO 繰り返しというアプローチを採用した。ただし、目的関数修正後は不連続な目的関数に対して PSO を適用するため、近接最適性原理をうまく利用できていない可能性がある。このため、今後は、パラメータ設定手法あるいは繰り返しステップの中での適応的なパラメータ調整手法を検討し、さらに近接最適性原理を考慮した目的関数修正方法について検討する予定である。

参考文献

- [34] 鈴木直彦, 上田隆美, 笹川耕一, “エネルギー供給システム最適運転計画問題の自動定式化手法”, 電気学会論文誌 D, Vol.124, No.4, pp.366-372, 2004.
- [35] Zbigniew Michalewicz, Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, Springer Verlag, 1992.
- [36] James Kennedy and Russell C. Eberhart, Swarm Intelligence, Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- [37] 石亀篤司, “Particle Swarm Optimization –群れでの探索–”, 計測と制御, Vol.47, No.6, pp.459-465, 2008.
- [38] 廣谷裕介, 小野智司, 中山茂, “複数解探索を目的とした免疫アルゴリズムと勾配法のハイブリッドにおける記憶細胞制御の改良”, 電気学会論文誌 C, Vol.127, No.12, pp.2148-2158, 2007.
- [39] 川名学, 平松友康, 宮崎道雄, 難波典之, “すみ分け型進化戦略を用いた免疫アルゴリズムの動的制御”, 電気学会論文誌 C, Vol.121, No.1, pp.246-251, 2001.
- [40] 北村聖一, 森一之, 進藤静一, 泉井良夫, “改良 MOPSO による工場エネルギー供給計画の多目的最適化”, 電気学会論文誌 C, Vol.125, No.1, pp.21-28, 2005.
- [41] Shoichi Kitamura, Kazuyuki Mori and Yoshio Izui, “Application of Metaheuristics to Energy Supply Systems”, 平成 20 年電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集, pp.494-498, 2008.
- [42] Riaan Brits, Andries Engelbrecht and Frans van den Bergh, “Locating multiple optima using particle swarm optimization”, Applied Mathematics and Computation, Vol.189, pp.1859-1883, 2007.
- [43] 小島政和, 土谷隆, 水野眞治, 矢部博, 内点法, 朝倉書店, 2001.

第4章 不確実性を考慮したエネルギー供給計画最適化

4.1 緒言

FEMS はコスト最小化やエネルギー消費量最小化となる自家発プラントの運転計画を立案することができるシステムであるが、従来の FEMS は、工場のエネルギー需要などの予測値が確定的であるという前提で最適化を行っていた^{[44][45][46]}。しかし実際は予測どおりになるとは限らず、例えば製紙工場の製造工程で紙が切れる「紙切れ」は予測が困難である^[47]。紙切れが起こると工場のエネルギー需要が瞬時に減少し、自家発プラントから供給する電力や熱が余り、余剰電力を商用系統に流す逆潮流^[48]や、余剰蒸気を大気中に放出する大気放出を起こす恐れがある。逆潮流は電力会社との契約で認められていないケースが多く、また蒸気の大気放出はエネルギーロスとなるため、これらの要因となる不確実な事象に対処できる FEMS が望まれている。さらに近年、太陽光発電など予測が難しい自然エネルギーの導入が増えており、不確実性への対応はますます必要になると考えられる。

すでに電力事業において、電力需要や燃料価格などの不確実性を考慮した最適化手法は積極的に研究されており、設備投資計画問題から運用計画問題まで幅広い研究成果が報告されている^{[49][50][51]}。これらの計画問題は、週間～年間レベルでの設備の追加・廃却や起動停止に着目し、整数計画問題として定式化されている。ところが、電力事業では供給エネルギーは電力のみであり、電力と熱（蒸気）を供給する工場自家発プラントにはこれらの手法をそのまま適用することができない。

一方、田中らは電力と熱を併給するコージェネレーションシステム（CGS）を対象とし、不確実性を考慮しながら時間～翌日レベルの運用計画を立案する手法を提案している^[52]。この手法では、電力と熱の需要を不確実性要素としているが、その確率分布を三角形の確率密度関数で近似している。ここで扱う家庭用 CGS は必ずしもエネルギー需要を満たさなくて良いという前提であり、確率分布の裾野を厳密に考える必要がなかった。ところが工場自家発プラントでは、エネルギーの需要と供給が一致しない場合、電力会社との電力契約を違反したり、製品の品質を悪化させたりする恐れがあるため、確率分布の裾野を無視することができない。

実際の自家発プラントでは、確率分布の裾野に現れるような事象に備えて、余裕を持った運転を行っている。例えば、高効率のボイラはできるだけ高出力で運転すべきであるが、需要の増加に備えて最大出力から少し下げて運転している。また、商用系統への逆潮流が認められていない場合、受電電力の単価が高い時間帯であっても少し受電した状態を維持して逆潮流を防止している。これらは、エネルギーコストの観点から経済的とは言えないため、何らかの改善策が望まれる。

本論文では、複数のボイラ・蒸気タービン発電機を持つ工場自家発プラントにおいて、エネルギー需要の確率分布を裾野まで考慮し、制約条件の遵守において頑強、かつ低コストとなる運転計画の立案方法（Optimization Considering Probability Distribution; OCPD 法）を提案する。4.2 節で従来の工場自家発プラントの運転最適化について述べ、4.3 節で不確実性を考慮した最適化手法（OCPD 法）を提案し、4.4 節で OCPD 法を自家発プラントに適用し、OCPD 法の有効性を示す。

4.2 工場自家発プラントの運転最適化モデル

本節では図 4.1 に示す典型的な自家発プラントを対象とし，従来の運転最適化モデルについて述べる。すなわち，エネルギー需要などは全て確定的であると し，不確実性は考えないものとする。

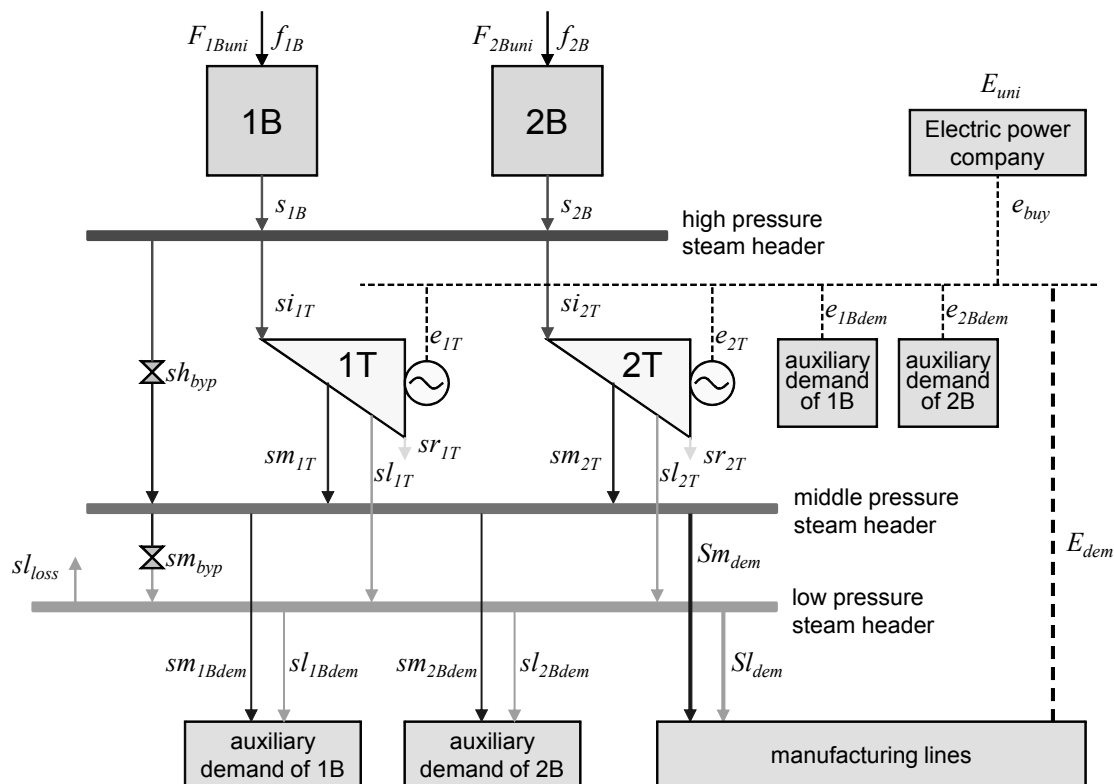


図 4.1 工場の典型的な自家発プラント

4.2.1 自家発プラントのモデル化

図 4.1 の自家発プラントでは，工場の製造ラインのエネルギー需要（電力，中圧蒸気，低圧蒸気）に応じて，2 缶のボイラ（1 号ボイラ：1B，2 号ボイラ：2B）と 2 基の蒸気タービン発電機（1 号タービン発電機（抽気復水タービン）：1T，2 号タービン発電機（同）：2T）を運転し，さらに電力会社から電力を購入して，過不足が生じないように工場にエネルギーを供給している。ボイラから発生した高圧蒸気は，タービンを介さずにバイパスして中圧蒸気に減圧することを可能とし，同様に中圧蒸気は低圧蒸気に減圧することを可能とする。また，

余った低圧蒸気は大気に放出することを可能とする。ボイラ補機（給水ポンプ、給水加熱器、脱気器等）では、ボイラ負荷に応じてエネルギー需要（電力、中圧蒸気、低圧蒸気）が生じる。これを所内需要と呼び、所内需要へのエネルギー供給も考慮してモデル化する。図 4.1 中の各変数について、記号とその意味を表 4.1 に示す。基本的には先頭が大文字の記号は定数を、先頭が小文字の記号は決定変数をそれぞれ表す。ただし、時刻 t における最適化を行う場合、時刻 $t-1$ の値は既知であるので先頭が小文字であっても定数とする。また、 $\tau \in \{1B, 2B\}$, $\beta \in \{1T, 2T\}$ とする。

時刻 t における自家発プラントの運転最適化問題は、4.2.2～4.2.6 項に示す制約条件を満たし、4.2.7 項の目的関数を最小化するように各値を決定する問題である。

表 4.1 変数と定数の意味および単位

記号	意味	単位
s_{β}	ボイラ蒸気発生量	t/h
f_{β}	ボイラ燃料流量	t/h
e_{τ}	タービン発電量	MW
si_{τ}	タービン入力蒸気量	t/h
sm_{τ}	タービン中圧抽気量	t/h
sl_{τ}	タービン低圧抽気量	t/h
sr_{τ}	タービン復水量	t/h
$e_{\beta dem}$	ボイラ所内電力需要	MW
$sm_{\beta dem}$	ボイラ所内中圧蒸気需要	t/h
$sl_{\beta dem}$	ボイラ所内低圧蒸気需要	t/h
e_{buy}	電力購入量	MW
sh_{byp}	バイパス蒸気量（高圧→中圧）	t/h
sm_{byp}	バイパス蒸気量（中圧→低圧）	t/h
sl_{loss}	低圧蒸気大気放出量	t/h
$F_{\beta uni}$	ボイラ燃料単価	¥/kg
E_{uni}	購入電力単価	¥/kWh
E_{dem}	工場電力需要	MW
Sm_{dem}	工場中圧蒸気需要	t/h
Sl_{dem}	工場低圧蒸気需要	t/h

4.2.2 設備入出力特性式

図 4.1 の 1B, 2B, 1T, 2T に関して一次式で定式化した入出力特性式を式(4.1), (4.2)に示す。

$$s_{\beta}(t) = C_{\beta}^1 f_{\beta}(t) + C_{\beta}^2 \quad (4.1)$$

$$e_{\tau}(t) = C_{\tau}^1 si_{\tau}(t) + C_{\tau}^2 sm_{\tau}(t) + C_{\tau}^3 sl_{\tau}(t) + C_{\tau}^4 \quad (4.2)$$

ここで、式(4.1)はボイラ入出力特性式であり、投入した燃料流量と蒸気発生量との関係を表す。式(4.2)は蒸気タービン発電機入出力特性式であり、入力および抽気した蒸気流量と発電量との関係を表す。ただし、 C_{β}^1 、 C_{β}^2 、 C_{τ}^1 、 C_{τ}^2 、 C_{τ}^3 、 C_{τ}^4 は定数である。

4.2.3 所内需要特性式

一般的には設備の負荷が大きくなるほど補機で消費するエネルギーも多くなる。図 4.1 の 1B, 2B に関して一次式で定式化したボイラ補機の需要特性式を式(4.3)～(4.5)に示す。

$$e_{\beta,dem}(t) = C_{\beta,e}^1 s_{\beta}(t) + C_{\beta,e}^2 \quad (4.3)$$

$$sm_{\beta,dem}(t) = C_{\beta,sm}^1 s_{\beta}(t) + C_{\beta,sm}^2 \quad (4.4)$$

$$sl_{\beta,dem}(t) = C_{\beta,sl}^1 s_{\beta}(t) + C_{\beta,sl}^2 \quad (4.5)$$

ここで、式(4.3)～(4.5)は所内需要特性式であり、ボイラの蒸気発生量に対する所内電力需要、所内中圧蒸気需要、所内低圧蒸気需要の関係をそれぞれ表す。ただし、 $C_{\beta,e}^1$ 、 $C_{\beta,e}^2$ 、 $C_{\beta,sm}^1$ 、 $C_{\beta,sm}^2$ 、 $C_{\beta,sl}^1$ 、 $C_{\beta,sl}^2$ は定数である。

4.2.4 エネルギーバランス式

発電と受電電力に関する電力バランス、圧力別の蒸気ヘッドにおける蒸気流量バランス、タービン内での異なる圧力の蒸気流量バランスをそれぞれ等式制約とする。定式化したエネルギーバランス式を式(4.6)～(4.10)に示す。

$$E_{dem}(t) + e_{1B,dem}(t) + e_{2B,dem}(t) = e_{1T}(t) + e_{2T}(t) + e_{byp}(t) \quad (4.6)$$

$$si_{1T}(t) + si_{2T}(t) + sh_{byp}(t) = s_{1B}(t) + s_{2B}(t) \quad (4.7)$$

$$Sm_{dem}(t) + sm_{1B,dem}(t) + sm_{2B,dem}(t) + sm_{byp}(t) = sm_{1T}(t) + sm_{2T}(t) + sh_{byp}(t) \quad (4.8)$$

$$Sl_{dem}(t) + sl_{1B,dem}(t) + sl_{2B,dem}(t) + sl_{loss}(t) = sl_{1T}(t) + sl_{2T}(t) + sm_{byp}(t) \quad (4.9)$$

$$si_{\tau}(t) = sm_{\tau}(t) + sl_{\tau}(t) + sr_{\tau}(t) \quad (4.10)$$

ここで、式(4.6)～(4.9)はそれぞれ電力バランス式、高圧蒸気バランス式、中圧蒸気バランス式、低圧蒸気バランス式であり、式(4.10)はタービン内の蒸気バランス式である。

4.2.5 変数の上下限制約式

設備入出力の範囲、受電電力の範囲（契約電力）などをそれぞれ上下限制約式として設定する。定式化した上下限制約式を式(4.11)に示す。

$$\underline{V} \leq v(t) \leq \bar{V} \quad (4.11)$$

ここで、変数 v はこの最適化問題で扱うすべての変数を意味し、 $\underline{V}$ と $\bar{V}$ は変数 $v(t)$ の下限値と上限値をそれぞれ表す。

4.2.6 変動範囲に関する上下限制約式

時刻 $t-1$ から時刻 t に至るまでに設備入出力の変動可能な範囲を上下限制約式として設定する。定式化した変動範囲に関する上下限制約式を式(4.12)に示す。

$$\underline{V_{dist}} \leq v(t) - v(t-1) \leq \overline{V_{dist}} \quad (4.12)$$

ここで、変数 $v(t)$ に対して $\underline{V_{dist}}$ と $\overline{V_{dist}}$ は 1 期間における変動範囲の下限値と上限値をそれぞれ表す。

4.2.7 目的関数

自家発プラントの運転最適化によりコストを最小化することを目的とする。定式化した目的関数を式(4.13)に示す。

$$\min. \quad F_{1Buni} f_{1B}(t) + F_{2Buni} f_{2B}(t) + E_{uni} e_{buy}(t) \quad (4.13)$$

ここでは、運転により変化する変動費に着目してコストを算出する。式(4.13)に示すように、この自家発プラントでは、ボイラで消費する燃料と受電電力のコストを変動費として目的関数を設定する。

4.3 OCPD 法の提案

本章では、不確実性を考慮した最適化手法（OCPD 法）の提案を行う。前章では定数は全て確定的であるものとして定式化を行ったが、ここでは前章のモデルにおいて定数の一部を不確実性要素とすることにより、不確実性を考慮した自家発プラントの運転最適化モデルを構築する。

4.3.1 不確実性要素の選定

自家発プラントにおける不確実性要素には、

- ・エネルギー需要（電力、熱（蒸気））
- ・副生燃料の発生量
- ・設備の不具合、故障

などが考えられる。工場のエネルギー需要は製品の生産計画などからある程度予測できるが、正確に予測することは難しい。また、設備の不具合や故障も、その発生を正確に予測することは難しい。副生燃料とは、例えば製鉄所の製鉄工程で発生する副生ガスや、製紙工場のパルプ製造工程で排出する廃液（黒液）などを指し、ボイラの燃料として有効利用できるが、その発生量の正確な予測は難しい。

本節ではこのような不確実性要素を扱える最適化手法として OCPD 法を提案するが、理解を容易にするために、エネルギー需要（電力、熱（蒸気））のみを不確実性要素として扱う。

副生燃料を使うボイラを有し、副生燃料の発生量を不確実性要素とする場合

は、ボイラ入出力特性式における副生燃料の流量を不確実な値とする。また、設備の不具合、故障を不確実性要素とする場合は、式(4.1)、(4.2)で表す設備入出力特性式の定数値や、式(4.11)のうち設備入出力に関する上下限値を不確実な値とする。

4.3.2 不確実性要素の確率分布

前節で選定した不確実性要素の確率分布を求める。一般的には統計的な予測に基づいて、計算対象となる時刻 t における不確実性要素の確率分布を導き出す。次に、不確実性要素の直積で表した確率分布の空間をメッシュに区切って、確率の合計が 1 になるように各メッシュの確率を決める。不確実性要素のとり値の組合せを“事象”と呼び、事象の有限集合を I とすると、時刻 $t \in T$ における確率分布 P は、

$$\text{写像 } P : T \times I \rightarrow [0,1] \quad \text{ただし, } \sum_{i \in I} P(t,i) = 1 \quad (t \in T)$$

である。図 4.2 は電力需要と低圧蒸気需要を不確実とした場合の確率分布の例である。ここでは、時刻 $t-1$ から t までの電力需要の変化 ($\Delta E_{dem}(t)$) と低圧蒸気需要の変化 ($\Delta SI_{dem}(t)$) を不確実な値としている。このように分布の特徴が失われないように適切に区間分割されて I は有限集合となっていると仮定し、確率分布はヒストグラムで表現される。

このようなヒストグラムは、例えば直前 1 か月、あるいは過去の同季節の 1 か月程度の運転データから作成することができる。本論文で扱うエネルギー需要の急な変動など、ヒストグラムの裾野の事象が 1 日に 0～数回起こる場合は、1 週間～1 か月程度のデータが必要と考える。過去のデータが無いような、新設の自家発プラントでヒストグラムを作成する場合は、起こりうる事象を想定して作成する必要がある。

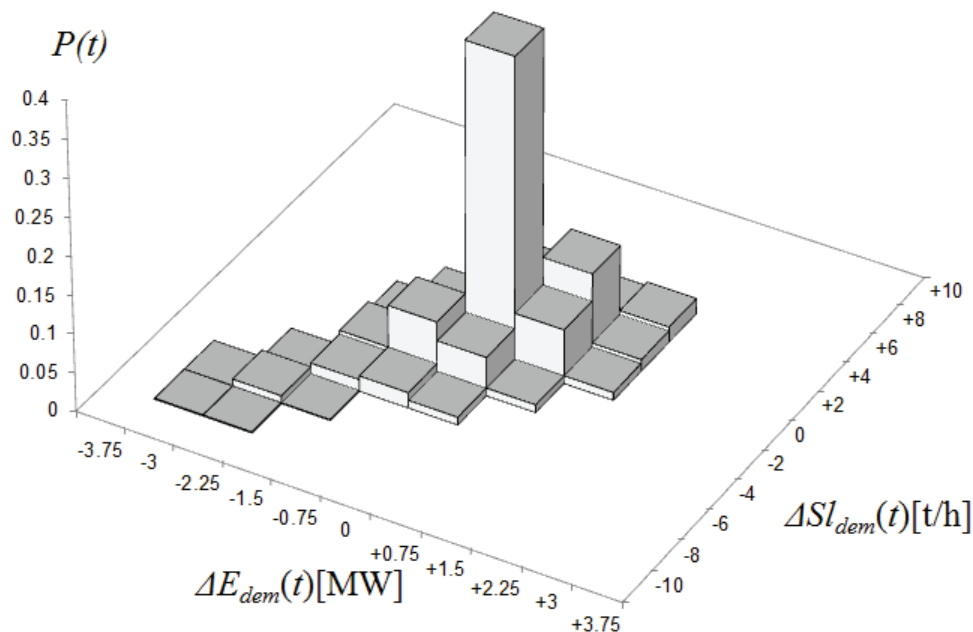


図 4.2 電力需要と低圧蒸気需要の確率分布ヒストグラム

4.3.3 不確実性要素を含んだ自家発プラントのモデル化

不確実性要素を含む場合，自家発プラントの運転はどの事象が起こっても対応できるようにロバスト性の強い（ここでは，確率分布に示す全事象に対して制約条件を遵守することと低コストであることを意味する）一点の運転ポイントを狙うべきである。そこで，図 4.2 の各事象を i ($i = 1, 2, 3, \dots$) として，各事象 i を考慮しつつ，狙うべき一点の制御指令値を求めるために，全事象に共通な変数と，“調整しろ”として各事象 i で独立した変数を用いて，不確実性を考慮した運転最適化問題を定式化する。変数を v と表す場合，全事象に共通な変数を $v(t)$ ，各事象 i で独立な“調整しろ”を表す変数を $\delta v(t, i)$ とする。このように事象間で共通な変数と独立な変数を用意して，全事象を一度に最適化することにより，一点の制御指令値と，事象 i が起こった場合の調整値を求めることができる。実際の運転では，共通変数である制御指令値 $v(t)$ に基づいて制御し，事象 i が起こった場合，独立変数である調整値 $\delta v(t, i)$ に基づいて制御を補正すれば良い。なお，この $\delta v(t, i)$ は不確実性を考慮した運転最適化問題において決定変数の一部となる。

(1) 設備入出力特性式

4.2.2 項で定義したボイラ入出力特性式および蒸気タービン発電機入出力特性式は、各事象 i ($i = 1, 2, 3, \dots$) に対して式(4.14), (4.15)により定式化される。

$$s_{\beta}(t) + \delta s_{\beta}(t, i) = C_{\beta}^1(f_{\beta}(t) + \delta f_{\beta}(t, i)) + C_{\beta}^2 \quad (4.14)$$

$$e_{\tau}(t) + \delta e_{\tau}(t, i)$$

$$= C_{\tau}^1(si_{\tau}(t) + \delta si_{\tau}(t, i)) + C_{\tau}^2(sm_{\tau}(t) + \delta sm_{\tau}(t, i)) + C_{\tau}^3(sl_{\tau}(t) + \delta sl_{\tau}(t, i)) + C_{\tau}^4 \quad (4.15)$$

(2) 所内需要特性式

4.2.3 項で定義したボイラ所内需要特性式は、各事象 i に対して式(4.16)～(4.18)により定式化される。

$$e_{\beta, dem}(t) + \delta e_{\beta, dem}(t, i) = C_{\beta, e}^1(s_{\beta}(t) + \delta s_{\beta}(t, i)) + C_{\beta, e}^2 \quad (4.16)$$

$$sm_{\beta, dem}(t) + \delta sm_{\beta, dem}(t, i) = C_{\beta, sm}^1(s_{\beta}(t) + \delta s_{\beta}(t, i)) + C_{\beta, sm}^2 \quad (4.17)$$

$$sl_{\beta, dem}(t) + \delta sl_{\beta, dem}(t, i) = C_{\beta, sl}^1(s_{\beta}(t) + \delta s_{\beta}(t, i)) + C_{\beta, sl}^2 \quad (4.18)$$

(3) エネルギーバランス式

4.2.4 項で定義した電力蒸気バランス式および蒸気バランス式は、各事象 i に対して式(4.19)～(4.23)により定式化される。ただし、 $E_{dem}(t, i)$, $Sl_{dem}(t, i)$ は不確実な値であり、式(4.24), (4.25)で定義する。

$$\begin{aligned} E_{dem}(t, i) + e_{1B, dem}(t) + \delta e_{1B, dem}(t, i) + e_{2B, dem}(t) + \delta e_{2B, dem}(t, i) \\ = e_{1T}(t) + \delta e_{1T}(t, i) + e(t) + \delta e_{2T}(t, i) + e_{buy}(t) + \delta e_{buy}(t, i) \end{aligned} \quad (4.19)$$

$$\begin{aligned} si_{1T}(t) + \delta si_{1T}(t, i) + si_{2T}(t) + \delta si_{2T}(t, i) + sh_{byp}(t) + \delta sh_{byp}(t, i) \\ = s_{1B}(t) + \delta s_{1B}(t, i) + s_{2B}(t) + \delta s_{2B}(t, i) \end{aligned} \quad (4.20)$$

$$\begin{aligned}
& Sm_{dem}(t) + sm_{1Bdem}(t) + \delta sm_{1Bdem}(t, i) + sm_{2Bdem}(t) + \delta sm_{2Bdem}(t, i) + sm_{byp}(t) + \delta sm_{byp}(t, i) \\
& = sm_{1T}(t) + \delta sm_{1T}(t, i) + sm_{2T}(t) + \delta sm_{2T}(t, i) + sh_{byp}(t) + \delta sh_{byp}(t, i)
\end{aligned} \tag{4.21}$$

$$\begin{aligned}
& Sl_{dem}(t, i) + sl_{1Bdem}(t) + \delta sl_{1Bdem}(t, i) + sl_{2Bdem}(t) + \delta sl_{2Bdem}(t, i) + sl_{loss}(t) + \delta sl_{loss}(t, i) \\
& = sl_{1T}(t) + \delta sl_{1T}(t, i) + sl_{2T}(t) + \delta sl_{2T}(t, i) + sm_{byp}(t) + \delta sm_{byp}(t, i)
\end{aligned} \tag{4.22}$$

$$sr_{\tau}(t) + \delta sr_{\tau}(t, i) = si_{\tau}(t) + \delta si_{\tau}(t, i) - (sm_{\tau}(t) + \delta sm_{\tau}(t, i)) - (sl_{\tau}(t) + \delta sl_{\tau}(t, i)) \tag{4.23}$$

$$E_{dem}(t, i) = E_{dem}(t-1) + \Delta E_{dem}(t, i) \tag{4.24}$$

$$Sl_{dem}(t, i) = Sl_{dem}(t-1) + \Delta Sl_{dem}(t, i) \tag{4.25}$$

(4) 変数の上下限制約式

4.2.5 項で定義した上下限制約式は、各事象 i に対して式(4.26)により定式化される。

$$\underline{V} \leq v(t) + \delta v(t, i) \leq \overline{V} \tag{4.26}$$

(5) 変動範囲に関する上下限制約式

4.2.6 項で定義した上下限制約式は、各事象 i に対して式(4.27)により定式化される。

$$\underline{V_{dist}} \leq v(t) + \delta v(t, i) - v(t-1) \leq \overline{V_{dist}} \tag{4.27}$$

(6) $\delta v(i, t)$ の上下限制約式

さらに、設備の性能や制約条件、電力会社との契約状況に合わせて、式(4.28)に示すように、 $\delta v(i, t)$ に上下限制約を設ける。

$$\underline{\Delta V} \leq \delta v(t, i) \leq \overline{\Delta V} \tag{4.28}$$

ここで、 $\delta v(i, t)$ に対して $\underline{\Delta V}$ と $\overline{\Delta V}$ は下限値と上限値をそれぞれ表す。この上下

限の幅は、運転値が瞬時に変動できる幅、つまり運転値の応答性能を表す。例えば、受電電力は許容される範囲で瞬時に変化させることが可能である。また、低圧蒸気の大気放出量は、低圧蒸気ヘッダの圧力上昇を検知し、その圧力を調整するために高速に変動させることができる。一方、ボイラの蒸気発生量は応答に時間がかかるため高速に変動させることは難しい。このように、それぞれの運転値の応答性能を上下限制約式として表す。

(7) 目的関数

前節と同様にコスト最小化を目的関数とする。ただし、不確実性を考慮する場合、式(4.29)に示すように、時刻 t におけるコストの平均値、すなわち確率分布における確率 $P(t, i)$ とそのときのコストを掛けて総和した期待値を目的関数とする。

min. 時刻 t における各事象 i のコスト (t, i) の平均値

$$= \sum_i [P(t, i) \{ F_{1Buni}(f_{1B}(t) + \delta f_{1B}(t, i)) + F_{2Buni}(f_{2B}(t) + \delta f_{2B}(t, i)) + E_{uni}(t)(e_{buy}(t) + \delta e_{buy}(t, i)) \}] \quad (4.29)$$

4.4 仮想プラントへの適用

本節では、前節で定式化したモデルを図 4.1 で示した仮想的な自家発プラントに適用し、OCPD 法の有効性を確認する。ここでは 3 通りのケースで計算を行う。

- ・ ケース 1：確率分布の裾野まで考慮
- ・ ケース 2：確率分布の裾野を考慮しない
- ・ ケース 3：最も高確率な事象のみ考慮

ケース 1 では全確率分布を対象とし、確率分布の裾野まで考慮する。ケース 2 は、厳密ではないが文献[52]で提案された手法を表現し、確率分布の裾野を考慮しない。また、ケース 3 は従来手法を表現し、最も高確率な事象のみ考慮する。図 4.2 の確率分布で、ケース 1～3 がそれぞれ対象とする事象を色分けしたものを図 4.3 に示す。ここで、図 4.3 の一番薄い色で表した事象を確率分布の裾野

表 4.2 定数の記号と値

sign	value	sign	value	sign	value
C_{1B}^1	14.5	$C_{1B,e}^1$	0.01	$\Delta E_{dem}(i)$	see fig.4.3
C_{1B}^2	-1	$C_{1B,e}^2$	0.1	Sm_{dem}	10
C_{2B}^1	15	$C_{1B,sm}^1$	0.05	$\Delta SI_{dem}(i)$	see fig.4.3
C_{2B}^2	-2	$C_{1B,sm}^2$	0.5	$P(i)$	see fig.4.3
C_{1T}^1	0.3	$C_{1B,sl}^1$	0.1	F_{1Buni}	30
C_{1T}^2	-0.2	$C_{1B,sl}^2$	1	F_{2Buni}	20
C_{1T}^3	-0.15	$C_{2B,e}^1$	0.01	E_{uni}	see fig.4.4
C_{1T}^4	-1	$C_{2B,e}^2$	0.1		
C_{2T}^1	0.33	$C_{2B,sm}^1$	0.05		
C_{2T}^2	-0.22	$C_{2B,sm}^2$	0.5		
C_{2T}^3	-0.15	$C_{2B,sl}^1$	0.1		
C_{2T}^4	-1	$C_{2B,sl}^2$	1		

表 4.3 上下限値の記号と値(1)

sign	value	sign	value	sign	value
$\underline{S_{1B}}$	0	$\underline{\Delta S_{1B}}$	-3	$\underline{S_{1B,dist}}$	-10
$\overline{S_{1B}}$	100	$\overline{\Delta S_{1B}}$	3	$\overline{S_{1B,dist}}$	10
$\underline{F_{1B}}$	2	$\underline{\Delta F_{1B}}$	-0.5	$\underline{F_{1B,dist}}$	-1
$\overline{F_{1B}}$	10	$\overline{\Delta F_{1B}}$	0.5	$\overline{F_{1B,dist}}$	1
$\underline{S_{2B}}$	0	$\underline{\Delta S_{2B}}$	-3	$\underline{S_{2B,dist}}$	-4
$\overline{S_{2B}}$	100	$\overline{\Delta S_{2B}}$	3	$\overline{S_{2B,dist}}$	4
$\underline{F_{2B}}$	2	$\underline{\Delta F_{2B}}$	-0.5	$\underline{F_{2B,dist}}$	-0.3
$\overline{F_{2B}}$	10	$\overline{\Delta F_{2B}}$	0.5	$\overline{F_{2B,dist}}$	0.3

表 4.4 上下限値の記号と値(2)

sign	value	sign	value	sign	value
$\underline{E}_{1T}$	0	$\underline{\Delta E}_{1T}$	-1	$\underline{E}_{1T,dist}$	-2
$\overline{E}_{1T}$	12	$\overline{\Delta E}_{1T}$	1	$\overline{E}_{1T,dist}$	2
$\underline{Si}_{1T}$	30	$\underline{\Delta Si}_{1T}$	-3	$\underline{Si}_{1T,dist}$	-6
$\overline{Si}_{1T}$	100	$\overline{\Delta Si}_{1T}$	3	$\overline{Si}_{1T,dist}$	6
$\underline{Sm}_{1T}$	0	$\underline{\Delta Sm}_{1T}$	-2	$\underline{Sm}_{1T,dist}$	-4
$\overline{Sm}_{1T}$	20	$\overline{\Delta Sm}_{1T}$	2	$\overline{Sm}_{1T,dist}$	4
$\underline{Sl}_{1T}$	0	$\underline{\Delta Sl}_{1T}$	-2	$\underline{Sl}_{1T,dist}$	-4
$\overline{Sl}_{1T}$	100	$\overline{\Delta Sl}_{1T}$	2	$\overline{Sl}_{1T,dist}$	4
$\underline{Sr}_{1T}$	3	$\underline{\Delta Sr}_{1T}$	-2	$\underline{Sr}_{1T,dist}$	-4
$\overline{Sr}_{1T}$	50	$\overline{\Delta Sr}_{1T}$	2	$\overline{Sr}_{1T,dist}$	4
$\underline{E}_{2T}$	0	$\underline{\Delta E}_{2T}$	-1	$\underline{E}_{2T,dist}$	-1
$\overline{E}_{2T}$	12	$\overline{\Delta E}_{2T}$	1	$\overline{E}_{2T,dist}$	1
$\underline{Si}_{2T}$	30	$\underline{\Delta Si}_{2T}$	-3	$\underline{Si}_{2T,dist}$	-3
$\overline{Si}_{2T}$	100	$\overline{\Delta Si}_{2T}$	3	$\overline{Si}_{2T,dist}$	3
$\underline{Sm}_{2T}$	0	$\underline{\Delta Sm}_{2T}$	-2	$\underline{Sm}_{2T,dist}$	-2
$\overline{Sm}_{2T}$	20	$\overline{\Delta Sm}_{2T}$	2	$\overline{Sm}_{2T,dist}$	2
$\underline{Sl}_{2T}$	0	$\underline{\Delta Sl}_{2T}$	-2	$\underline{Sl}_{2T,dist}$	-2
$\overline{Sl}_{2T}$	100	$\overline{\Delta Sl}_{2T}$	2	$\overline{Sl}_{2T,dist}$	2
$\underline{Sr}_{2T}$	3	$\underline{\Delta Sr}_{2T}$	-2	$\underline{Sr}_{2T,dist}$	-2
$\overline{Sr}_{2T}$	50	$\overline{\Delta Sr}_{2T}$	2	$\overline{Sr}_{2T,dist}$	2
$\underline{Sh}_{byp}$	0	$\underline{\Delta Sh}_{byp}$	-20	$\underline{Sh}_{byp,dist}$	-20
$\overline{Sh}_{byp}$	100	$\overline{\Delta Sh}_{byp}$	20	$\overline{Sh}_{byp,dist}$	20
$\underline{Sm}_{byp}$	0	$\underline{\Delta Sm}_{byp}$	-20	$\underline{Sm}_{byp,dist}$	-20
$\overline{Sm}_{byp}$	100	$\overline{\Delta Sm}_{byp}$	20	$\overline{Sm}_{byp,dist}$	20
$\underline{Sl}_{loss}$	0	$\underline{\Delta Sl}_{loss}$	-20	$\underline{Sl}_{loss,dist}$	-20
$\overline{Sl}_{loss}$	100	$\overline{\Delta Sl}_{loss}$	20	$\overline{Sl}_{loss,dist}$	20
$\underline{E}_{buy}$	0	$\underline{\Delta E}_{buy}$	-5	$\underline{E}_{buy,dist}$	-5
$\overline{E}_{buy}$	20	$\overline{\Delta E}_{buy}$	5	$\overline{E}_{buy,dist}$	5

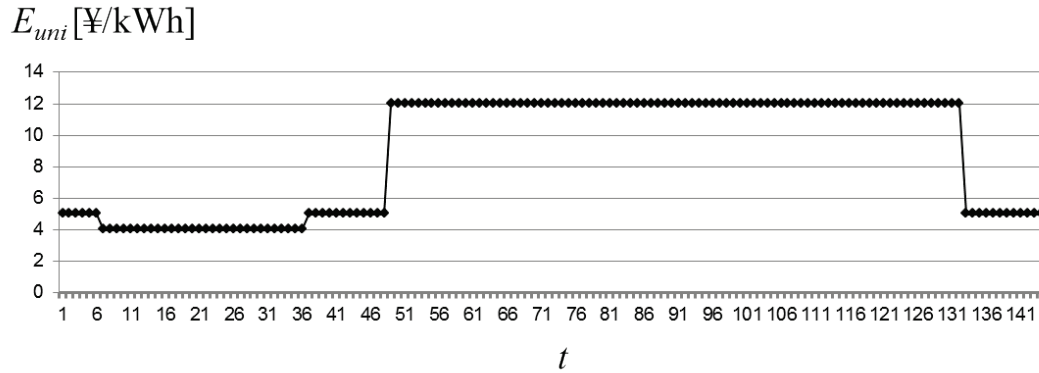


図 4.4 受電電力の単価

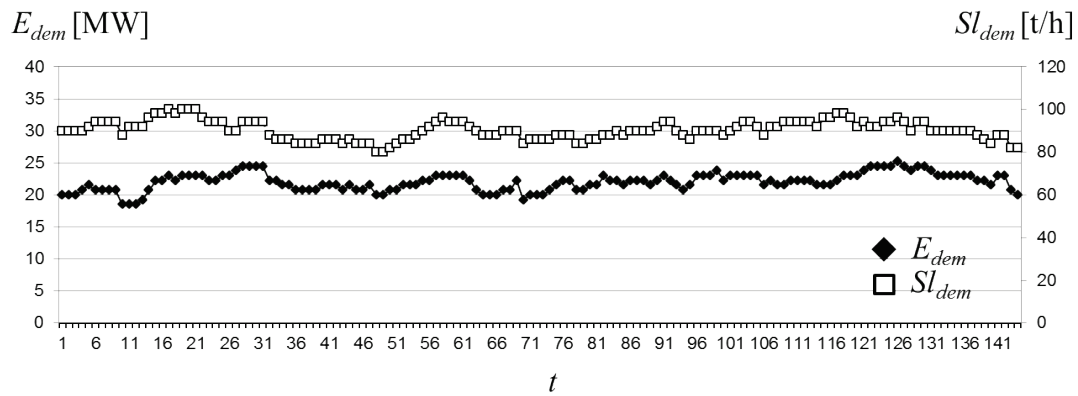


図 4.5 電力需要と低圧蒸気需要

4.4.2 予測が外れたときの処置

ケース 2, 3 でエネルギー需要の予測が外れた場合, そのエネルギー需要に最も近い予測値での運転をベース運転として, エネルギー需要を満たすように再計算する。以下に再計算の例を示す。

ケース 2 で図 4.3 に示す事象 A (event A) が起こった場合, ケース 2 での予測値のうち事象 A に最も近い事象 B での運転をベース運転とする。ここで, 変数 $v(t)$ に相当するベース運転値を $v_{base}(t)$ と定義する。次に, 式(4.27)に示す時刻 $t-1$ における運転値 $v(t-1)$ にベース運転値 $v_{base}(t)$ を代入する。さらに, ベース運転ですでに調整した分 ($\delta v_{base}(t)$ とする) を上下限值から差し引くように, 式(4.27), (4.28)を式(4.30), (4.31) に示す上下限制約式に置き換える。

$$\underline{V}_{dist} + |\delta v_{base}(t, i)| \leq v(t) + \delta v(t, i) - v(t-1) \leq \overline{V}_{dist} - |\delta v_{base}(t, i)| \quad (4.30)$$

$$\underline{\Delta V} + |\delta v_{base}(t, i)| \leq \delta v(t, i) \leq \overline{\Delta V} - |\delta v_{base}(t, i)| \quad (4.31)$$

以上のように、予測が外れた場合は、最も近い予測値のベース運転に基づいて再計算を行い、エネルギー需要を満たす解を導く。

4.4.3 制約違反時の処置

工場での発電が電力需要よりも多くなると、余剰電力が商用系統に流れる逆潮流という現象が起こる。電力会社は電力品質を保つために、需要家からの逆潮流を禁止することが多く、その場合、需要家は逆潮流を起こした瞬間に発電機を商用系統から切り離す必要がある。そして一時的に工場内の電圧が上昇し、設備の不具合や故障を招く恐れがある。したがって式(4.26)のうち受電電力の下限值は、電力会社への逆潮流を避けるために 0 とする。ところが、電力需要が急激に低下する場合などは、式(4.14)～(4.31)の制約条件を満たす解が存在せず、実行可能解が得られないことがある。そこで、適切な受電電力の下限値を求めるために、計算上逆潮流を認めて制約条件を緩和することにより暫定解を得ることを考える。ただし、この逆潮流の値に従って目的関数にペナルティを付加する。

また、高効率のボイラを最大出力で運転する場合、急に需要が増加してもその出力を上げられないため、そのボイラ以外で需要増加に対応しなくてはならず、蒸気不足を招く恐れがある。蒸気が不足すると製品の品質に悪影響を与えるため、蒸気不足を制約違反とすると、式(4.14)～(4.31)の制約条件を満たす解が存在せず、実行可能解が得られないことがある。そこで、適切なボイラの蒸気発生量の上限値を求めるために、計算上蒸気不足を補うようにボイラの蒸気発生量の上限値を増加させて制約条件を緩和することにより暫定解を得ることを考える。ただし、この上限値の増加分に従って目的関数にペナルティを付加する。

以上の考え方に基づいて、ここでは式(4.26)のうち受電電力の上下限制約式を式(4.32)に、式(4.26)のうちボイラの蒸気発生量の上下限制約式を式(4.33)に、式(4.29)を式(4.34)にそれぞれ置き換える。

$$\underline{E}_{buy} - d_{e,pena}(t,i) \leq e_{buy}(t) + \delta e_{buy}(t,i) \leq \overline{E}_{buy} \quad (4.32)$$

$$\underline{S}_{\beta} \leq s_{\beta}(t) + \delta s_{\beta}(t,i) \leq \overline{S}_{\beta} + d_{\beta,pena} \quad (4.33)$$

$$\begin{aligned} \min. \quad & \sum_i [P(t,i) \{F_{1Buni}(f_{1B}(t) + \delta f_{1B}(t,i)) \\ & + F_{2Buni}(f_{2B}(t) + \delta f_{2B}(t,i)) + E_{uni}(t)(e_{buy}(t) + \delta e_{buy}(t,i)) \\ & + M_{\beta}(d_{1B,pena}(t,i) + d_{2B,pena}(t,i)) + M_e d_{e,pena}(t,i)\}] \end{aligned} \quad (4.34)$$

ここで、 $d_{e,pena}$ は受電電力の下限値を下回る場合の超過量、 $d_{\beta,pena}$ はボイラの蒸気発生量が上限値を上回る場合の超過量で、いずれも非負の決定変数である。また、 M_{β} および M_e はペナルティに関する定数で、相対的に非常に大きい値とする。

4.4.4 制約を緩和した場合の計算結果

4.4.2 項および 4.4.3 項の処置を施し、ケース 1 では実行可能な運転計画を、ケース 2, 3 では暫定的な運転計画を得た。各ケースの運転計画における受電電力と 2 号ボイラ蒸気発生量の時間変化を図 4.6 に示す。なお、1 号ボイラ蒸気発生量は上限値を超えなかったため、表示を割愛する。

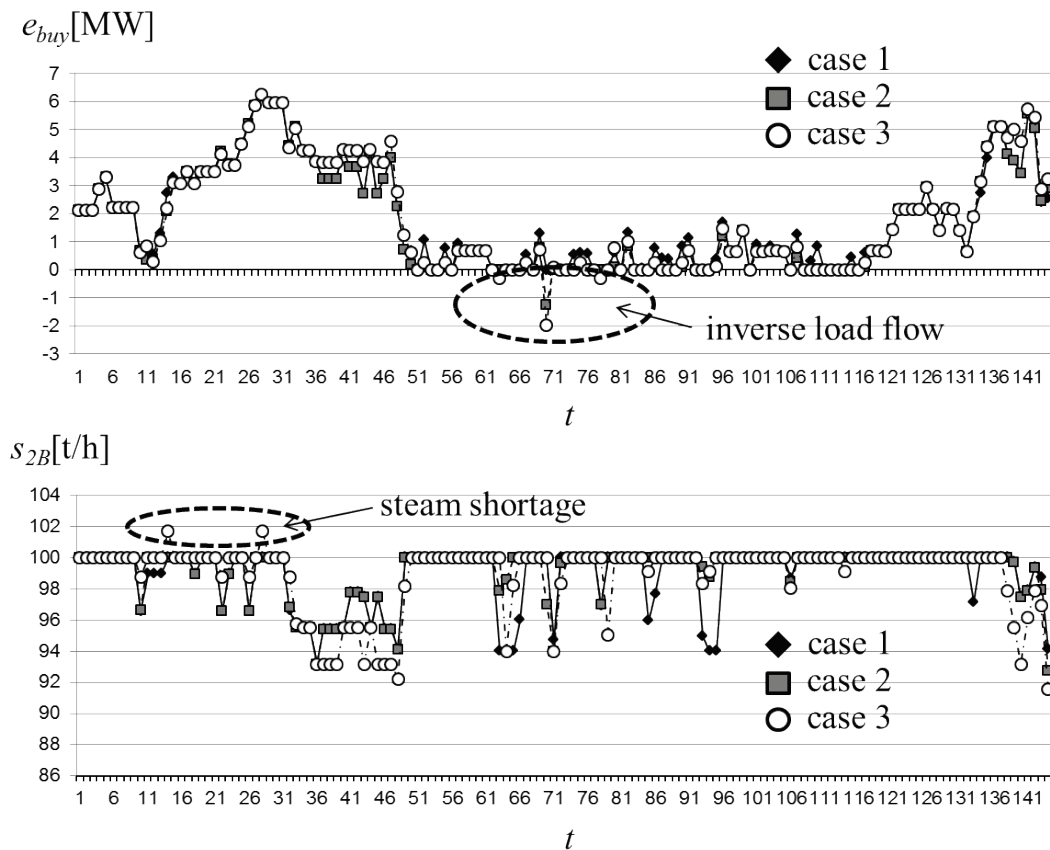


図 4.6 受電電力と 2 号ボイラ蒸気発生量

図 4.6 から、確率分布の裾野を考慮しないケース 2, 3 では、逆潮流が起こることがわかった。受電電力が高い昼間 ($t=49\sim 132$) は受電電力を 0 に近づけて運転しているが、 $t=69$ で電力需要の予測が大きく外れ、発電の調整だけでは追いつかずに逆潮流を生じた。またケース 3 では蒸気不足も起こった。一方、確率分布の裾野を考慮したケース 1 では逆潮流も蒸気不足も起こらなかった。

4.4.5 制約違反を回避させた場合の計算結果

前節のケース 2, 3 の運転計画は、逆潮流や蒸気不足が起こるため実際の運転には反映できない。しかし予め逆潮流を起こしてしまう事態に備えて、受電電力を余分に購入し、さらにボイラ蒸気発生量が上限値に張り付かないように運転を続ければ、ケース 2, 3 でも逆潮流や蒸気不足を防ぐことができる。これらの措置は、冒頭で述べたように実際の自家発プラントでも行われている。

ここでは、前節の計算結果で逆潮流が起こる場合は、受電電力の下限値を逆潮流の分だけ上乗せする。同様に蒸気不足が起こる場合は、ボイラ蒸気発生量の上限値を蒸気不足分だけ下げる。そして、やむを得ない場合のみ、受電電力を 0 まで下げられるようにし、ボイラ蒸気発生量を元の上限值まで取れるようにする。この対策を行うことによりコストが増大すると考えられるが、制約違反を回避することができる。

ケース 2, 3 において、上記のように逆潮流と蒸気不足を回避する対策を施して再計算を行った。ケース 1 と再計算したケース 2, 3 の運転計画から、コスト、受電電力、2 号ボイラ蒸気発生量の評価を行った。それぞれの時間変化を図 4.7 に示す。再計算したケース 2, 3 では逆潮流および蒸気不足は起こらなかった。また、ケース 1~3 を比較すると、ケース 1 が最も低コストとなった。特に受電電力の単価が高い昼間 ($t=49\sim132$) にコストの開きが大きいことがわかる。

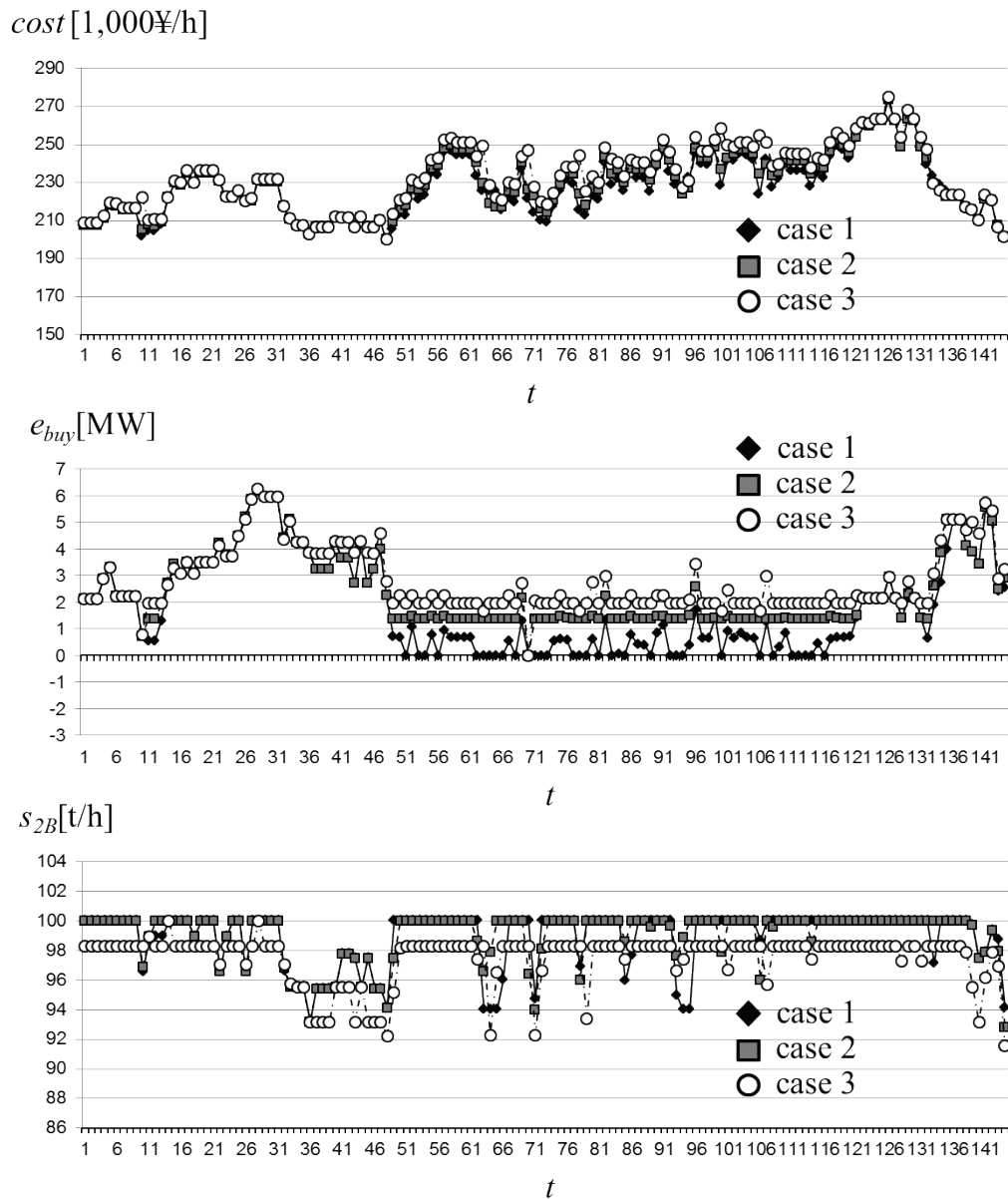


図 4.7 コストと受電電力と 2 号ボイラ蒸気発生量

さらに異なるランダム値で図 4.5 のようなエネルギー需要を作成し、同様の試行を計 10 回行った（上記の試行は、試行 1 とする）。各試行におけるケース 1～3 それぞれの 24 時間分のコスト、ケース 2, 3 の受電電力下限値の上乗せ分および 2 号ボイラ蒸気発生量上限値の引き下げ分を表 4.5 に示す。表 4.5 中の太字は各試行でケース 1～3 のうち最も低コストとなるものを示す。また、カッコ内の数値は、ケース 1 とのコスト差のパーセンテージ表記である。

表 4.5 3 ケースのコスト比較[1,000¥/day]

trial	case 1	case 2		case 3	
	cost	cost		cost	
		add. e_{buy}	sub. s_{2B}	add. e_{buy}	sub. s_{2B}
1	5456.6	5492.9 (+0.66%)		5569.8 (+2.07%)	
		1.25	0.00	1.97	1.71
2	5596.4	5492.2 (-1.86%)		5596.1 (-0.00%)	
		0.00	0.00	0.67	1.96
3	5962.4	5970.0 (+0.13%)		6117.0 (+2.59%)	
		1.49	0.00	2.10	3.00
4	4713.9	4752.8 (+0.83%)		4804.5 (+1.92%)	
		0.75	0.00	1.06	1.71
5	5126.6	5152.6 (+0.51%)		5192.7 (+1.29%)	
		0.75	0.00	1.06	0.00
6	5954.8	5986.5 (+0.53%)		6078.6 (+2.08%)	
		1.50	0.00	1.94	1.71
7	5324.2	5217.8 (-2.00%)		5353.8 (+0.55%)	
		0.06	0.00	0.81	1.71
8	4466.3	4494.3 (+0.63%)		4594.9 (+2.88%)	
		0.75	0.00	1.37	1.71
9	4752.4	4776.5 (+0.51%)		4795.3 (+0.90%)	
		0.72	0.00	0.88	0.00
10	5662.8	5725.2 (+1.10%)		5809.1 (+2.58%)	
		1.50	0.00	2.15	1.71
ave.	5301.6	5306.1 (+0.08%)		5391.2 (+1.69%)	

4.5 考察

表 4.5 より、今回の検討ではケース 1 がケース 2, 3 よりも全体的に低コストとなる場合が多かった。ただし、試行 2（確率分布の裾野が現れなかった場合：図 4.8 上）、試行 7（確率分布の裾野が現れたが、受電電力下限値の上乗せ分が小さかった場合：図 4.8 下）で、ケース 2 が最も低コストとなった。ケース 3 は全体的に高コストとなった。

試行 2 のケース 2 では、結果的に確率分布の裾野は現れなかったが、裾野の事象が現れていれば逆潮流を生じる可能性が高いため、低コストではあるが高リスクであると言える。受電電力下限値の上乗せ分は 4.4.4 項の計算結果に基づいて、その試行で制約違反を回避するために必要最小限の値としたが、実際は裾野の事象が起こった場合でも対応できるように値を大きくすべきである。上乗せ分を増加すると、ケース 2, 3 の平均コストは表 4.5 の値より大きくなり、ケース 1 のように起こり得る全事象を考慮して最適化した方が全体的にさらに低コストとなる。

一方、試行 7 のケース 2 では、 $t=92$ および 96 で確率分布の裾野が現れるが、逆潮流を回避するための受電電力下限値の上乗せ分は 0.06MW と小さくて済むため、ケース 1 よりも低コストの解が得られた。このように、OCPD 法を用いて各ケースを比較することで、どのケースで最適化すべきかを判断することができる。また、制約違反を回避するための対策を事前に評価すれば、その条件に適した受電電力下限値の上乗せ分などを得ることが可能である。

以上により、エネルギー需要の確率分布を裾野まで考慮して、制約条件の遵守において頑強、かつ低コストとなる運転計画を立案する方法（OCPD 法）を提案し、その有効性を確認することができた。

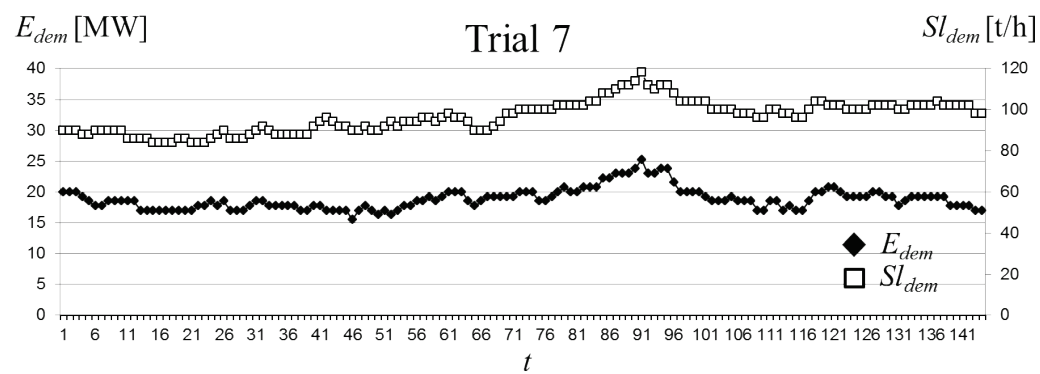
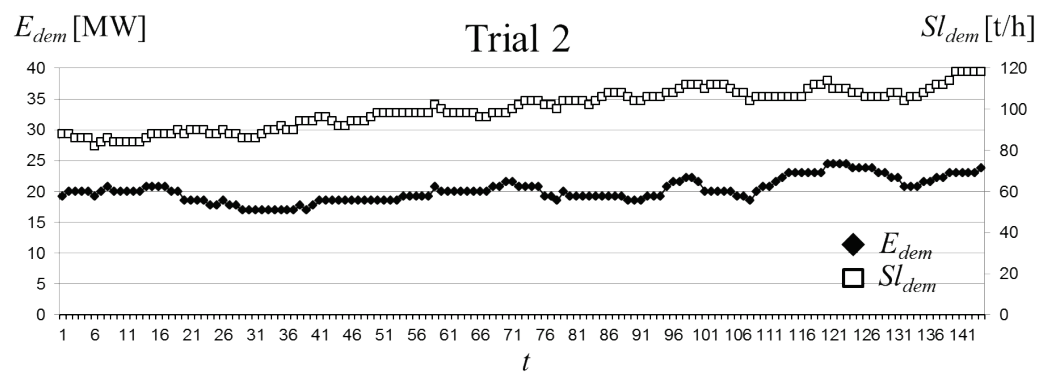


図 4.8 試行 2（上）と試行 7（下）における電力需要と低圧蒸気需要

4.6 結言

本章では、複数のボイラ・蒸気タービン発電機を持つ工場自家発プラントを対象として、不確実なエネルギー需要に対して各設備の出力を調整することに着目し、制約条件の遵守において頑強、かつ低コストとなる運転計画を立案する OCPD 法を提案した。

OCPD 法を仮想的な自家発プラントに適用した結果、不確実性要素の確率分布を裾野まで考慮した運転計画は、裾野まで考慮しない運転計画より低コストとなる場合が多かった。一部、条件によっては確率分布を裾野まで考慮しない方が低コストとなる場合があったが、事前にこれらを比較・評価して適切な運転計画の選択に寄与できることを示し、OCPD 法の有効性を確認することができた。

今後、太陽光発電など自然エネルギーが大量導入されると予測そのものが困難となり、制約条件の遵守がさらに厳しくなる。工場においても自然エネルギーの導入が進んでおり、不確実性を考慮した自家発プラントの運転最適化手法の必要性はますます高まると考えられる。

参考文献

- [44] 北村聖一, 森一之, 進藤静一, 泉井良夫, “改良 MOPSO による工場エネルギー供給計画の多目的最適化”, 電気学会論文誌 C, Vol.125, No.1, pp.21-28, 2005.
- [45] 北村聖一, 森一之, 尾崎禎彦, 進藤静一, 泉井良夫, “最適化手法を用いた省エネ効果推定法の提案と工場エネルギー供給システムへの適用”, 電気学会論文誌 C, Vol.128, No.1, pp.39-44, 2008.
- [46] 北村聖一, 森一之, 尾崎禎彦, 泉井良夫, “Multimodal PSO のエネルギー供給システムへの応用”, 電気学会論文誌 C, Vol.130, pp.14-20, No.1, 2010.
- [47] 横田貴治, “紙切れモニタの使用実績”, 紙パルプ技術協会誌, Vol.57, pp.43-46, No.3, 2003.
- [48] 杉原英治, 畑遼太郎, 佐伯修, 舟木剛, “ヒートポンプ給湯器の昼間運転による太陽光発電逆潮流量の抑制効果に関する一考察”, 社会経済研究, No.59, pp.15-23, 2011.
- [49] 武田朗子, 内平直志, 中本政志, 松本茂, “不確実な電力事業環境下における発電設備投資計画法”, 日本経営工学会論文誌, Vol.56, No.5, pp.367-376, 2005.
- [50] 西川禎一, 手塚哲央, 喜多一, 中野信一, “シナリオ統合アルゴリズムを用いた不確実な需要下での最適電源計画”, 電気学会論文誌 C, Vol.112, No.6, pp.356-363, 1992.
- [51] 田辺隆也, 安田恵一郎, 横山隆一, “電源の固定費・可変費の不確実さを考慮した電源ロバストミックス決定手法”, 電気学会論文誌 B, Vol.112, No.4, pp.331-338, 1992.
- [52] 田中洋一, 福島雅夫, “確率計画法によるコージェネレーションシステムの運用最適化—リソースと機会制約を用いた定式化—”, 電気学会論文誌 B, Vol.129, No.6, pp.765-775, 2009.
- [53] 佐藤誠, “汎用数理計画法パッケージ NUOPT:最適化を用いた事例紹介”, 日本計算機統計学会シンポジウム論文集, Vol.23, pp.47-50, 2009.

第5章 最適化手法を適用したエネルギー変動費推定法

5.1 緒言

石油精製所や製紙工場に代表される電力や蒸気を大量に消費する工場では、年間のエネルギー変動費（以下、変動費）が数十億円以上に及ぶため、変動費の削減は必須の課題である。また、原油価格が高騰しており、工場の発電設備に対しても省エネに対する様々な取り組みが実施されている。特に近年の計算機能力の向上に伴い、ソフトウェアを活用した省エネが注目されている。FEMSはその一つで、最適化手法を利用して工場のエネルギー供給設備における最適運用計画を短時間で立案し、設備全体を最適運転制御するシステムである[54][55][56]。

FEMSなどの省エネ技術を導入した場合、その投資対効果を確認するために導入後の省エネ効果を定量的に把握する必要がある。工場の製造ラインでのエネルギー使用量や燃料単価などの環境条件が変化しない場合は、図 5.1(a)に示すように省エネ技術導入前後の変動費 A および B を比較することで省エネ効果 C を算出できる。しかしながら、実際は、環境条件が変化すると変動費も変化し、環境条件の変化に応じてエネルギー供給設備の運転方法も変わるため、単純に省エネ技術導入前後を比較するだけでは省エネ効果を正確に算出することは困難である。ところが、図 5.1(b)に示すような変動費 A' を推定して省エネ効果 E を算出するといった、環境条件の変化を考慮して省エネ技術導入効果を定量的に算出する方法も確立されていない。そのため、環境条件が変化したとしても省エネ技術導入前後を比較することにより、あるいは変動費に関与するパラメータで構成される一次回帰式により省エネ効果を推測するしかない^[57]。これまでの実プラントにおける検討によれば、FEMS 導入による省エネ効果は 1~3%と考えられる。しかし、1~3%程度の省エネ効果を推定する場合、省エネ効果に占める推定誤差の割合が大きくなると、その効果を保証できないという問題がある。

本章では、この問題に対応するために最適化手法を利用して省エネ効果を推定する方法 (Cost Estimation Based on Optimization Method; CEBOM 法) を提案する。CEBOM 法は、エネルギー供給設備の運転員が、環境条件の変化に応じて、設備の運転制約の下で最適に設備を運転するという経験に基づいて考案した省エネ

効果推定法である。本章では、CEBOM 法の手順を示すとともに実プラントへの適用例を示すことにより、CEBOM 法が従来手法と比較して高い精度で省エネ効果を推定可能であることを示す。

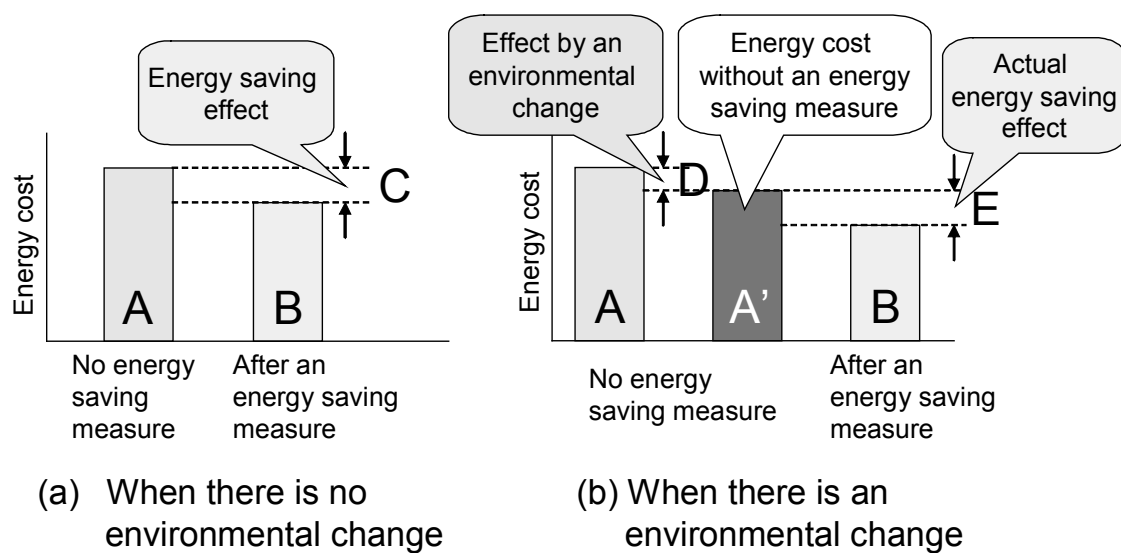


図 5.1 省エネ効果の計算方法

5.2 省エネ効果推定法

5.2.1 従来手法の問題点

省エネ技術導入後に環境条件が変化する場合は、図 5.1(b)に示すように仮に省エネ技術を導入しなかったとしても変動費は A から A' のように変化する。したがって、環境条件が変化する場合は、図 5.1(a)に示すような省エネ技術導入前後の変動費 A と B の差から単純に省エネ効果 C を算出する方式では、省エネ効果を正しく評価できないという問題がある。また、文献[57]に記載の一次回帰分析を用いて省エネ効果を推定する方式は、省エネ効果が一次式で近似できるとは限らないので推定精度の信頼性に欠けるという問題がある。

本章では、図 5.1(b)に示すような省エネ技術導入後の期間において省エネ技術を導入せずに従来の運用を継続した場合の変動費 A' を推定することにより、省エネ効果 E を定量的に算出する方法について述べる。

5.2.2 CEBOM 法

CEBOM 法の手順の概略は次の通りである。まず省エネ技術導入前のエネルギー供給設備の運転方式を最適化問題（例えば変動費を最小化するエネルギー供給計画問題）として定式化する。次に定式化した最適化問題の条件の一部（工場エネルギー使用量，燃料単価，買電力単価，設備入出力特性，気温など）を導入後の条件に変更し，これを解くことにより省エネ技術導入後の期間における最適な変動費 A' を推定する。そして推定した変動費 A' と省エネ技術導入後の実際の変動費 B との差分から省エネ効果 E を求める。

以下，図 5.2 に示すフローチャートを用いて各ステップの詳細を説明する。なお，省エネ技術導入先として，電力を購入し，燃料を消費して製造ラインに電力や蒸気等のエネルギーを供給する設備を持つ工場を対象とする。

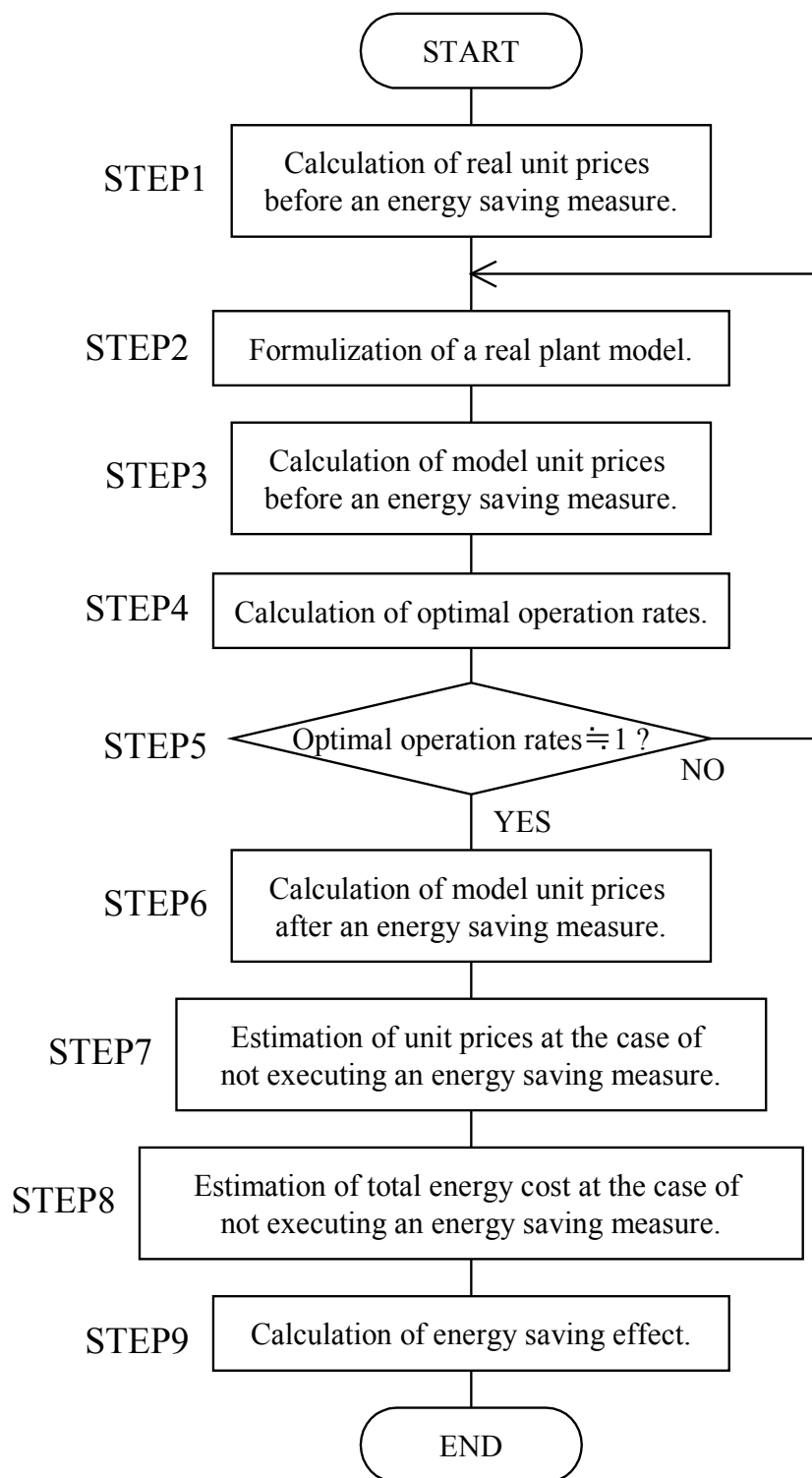


図 5.2 CEBOM 法のフローチャート

【STEP1】省エネ技術導入前実績原単価の算出

単位量のエネルギーを生成するために必要な費用を意味するエネルギー原単価（以下、原単価）は、省エネ効果を数量的に表す尺度として用いられる。生成するエネルギーが一種類（例えば電力）の場合は、容易に原単価を算出できるが、コージェネレーションシステムのような、同一の燃料から二種類以上のエネルギー（例えば電力と圧力レベルの異なる複数の蒸気）を生成する場合は、一意的に原単価を算出することはできない^[58]。文献[58]では、原単価算出のための変動費配賦方式として次の4例（A～D法）を紹介している。A法：発電力を買電単価で評価し、燃料費から発電力費を差引いた残りを蒸気費とする。B法：工場へ供給する蒸気を全て復水タービンに送ったものとして発電できたであろう量を求め、この想定発電量と実績発電量との比率で、燃料費を蒸気と電力に按分する。C法：発電力を買電単価または復水発電単価のどちらか安い方で評価し、燃料費から発電力費を差引いた残りを蒸気費とする。D法：燃料費を電力、蒸気の熱量比率で按分する。

文献[58]で紹介している方式は、電力と一種類の蒸気への変動費配賦方式であるため、電力と二種類以上の蒸気を扱うことができない。そこで本論文では、電力と二種類以上の蒸気への変動費配賦方式として、各エネルギーが工場で行う仕事をするエネルギー量である有効エネルギー量に着目し、次に説明する方式を用いる。

工場での仕事に使われるエネルギーを

$$UE = \{EP, HPS, MPS, LPS\} \quad (5.1)$$

とする。ここで、 EP ：電力、 HPS ：高圧蒸気、 MPS ：中圧蒸気、 LPS ：低圧蒸気である。図 5.3 と式(5.2)～(5.5)に示すように、省エネ技術導入前のある一定期間に投入された一次エネルギー（購入電力と購入燃料）の総変動費（図 5.1(b)の A に相当）を工場での仕事に使われた各エネルギーの熱量比を用いて配分することにより、その期間の各エネルギー i の変動費 $C_{br}(i)$ を算出する。

$$C_{br}(EP) = C_{ebuy} + \frac{CV(PG) \times CS(PG)}{\sum_{j \in PE} \{CV(j) \times CS(j)\}} \times C_{fuel} \quad (5.2)$$

$$C_{br}(HPS) = \frac{CV(HPS) \times CS(HPS)}{\sum_{j \in PE} \{CV(j) \times CS(j)\}} \times C_{fuel} \quad (5.3)$$

$$C_{br}(MPS) = \frac{CV(MPS) \times CS(MPS)}{\sum_{j \in PE} \{CV(j) \times CS(j)\}} \times C_{fuel} \quad (5.4)$$

$$C_{br}(LPS) = \frac{CV(LPS) \times CS(LPS)}{\sum_{j \in PE} \{CV(j) \times CS(j)\}} \times C_{fuel} \quad (5.5)$$

$$PE = \{PG, HPS, MPS, LPS\} \quad (5.6)$$

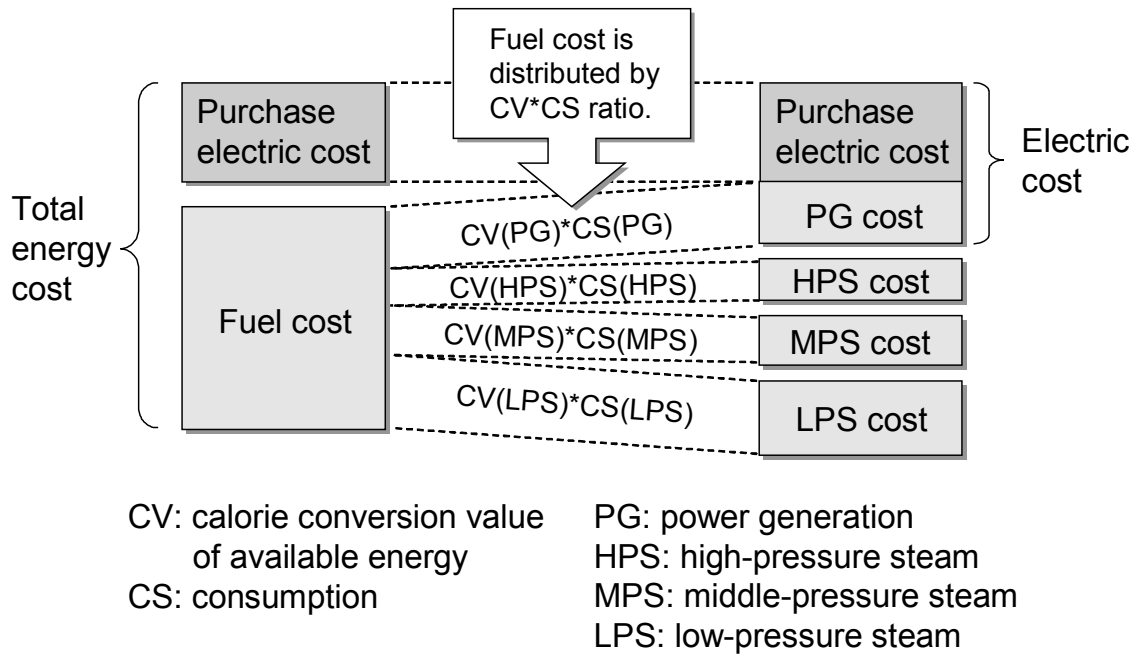


図 5.3 有効エネルギーによるエネルギー変動費配賦方式

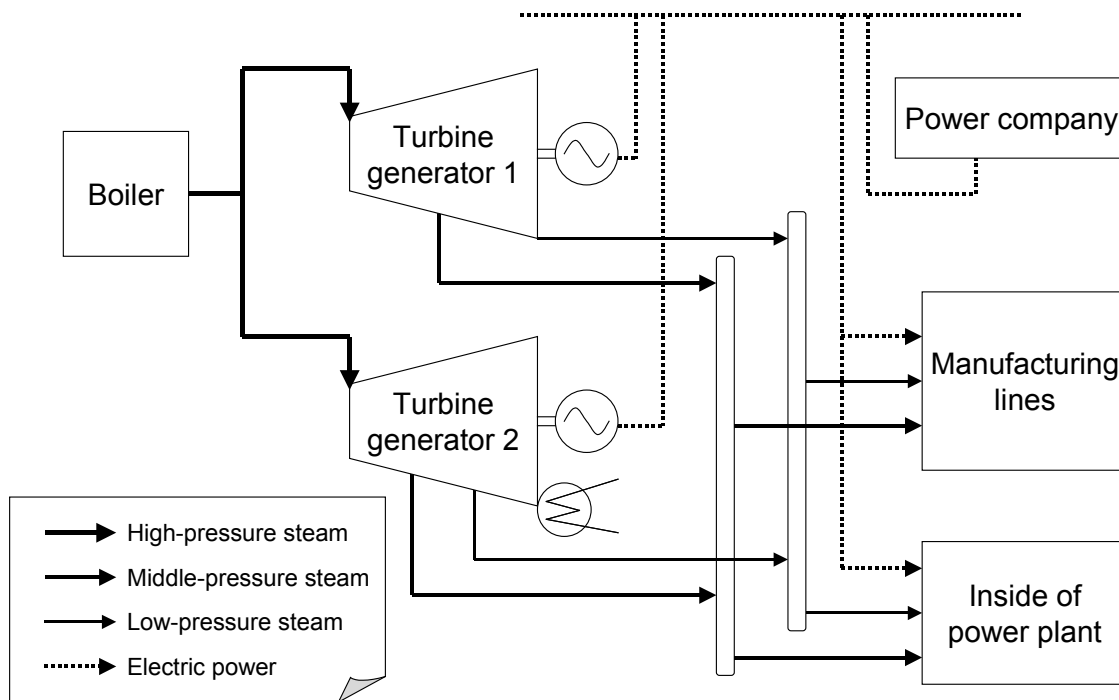


図 5.4 コージェネレーションプラント

ここで、 C_{buy} ：買電力費、 C_{fuel} ：燃料費、 PE ：自家発で生成したエネルギー、 PG ：発電力、 $CV(j)$ ：単位量のエネルギー j が工場で仕事をするエネルギー量（有効エネルギー量）の熱量換算値、 $CS(j)$ ：工場での仕事に使われたエネルギー j の使用量である。

例えば、0.5MPa、158℃の低圧蒸気（比エンタルピー2763kJ/kg）が 0.1MPa、60℃の水（比エンタルピー251kJ/kg）になるまで工場で仕事をする場合、 $CV(LPS)=2763-251=2512\text{kJ/kg}$ となる。電力はそのエネルギー（3600kJ/kWh）が全て工場で仕事をするので、 $CV(PG)=3600\text{kJ/kWh}$ となる。

次に各エネルギー i の変動費 $C_{br}(i)$ と工場の仕事で使われたエネルギー i の使用量 $G_{br}(i)$ を用いて各エネルギー i の導入前実績原単価 $U_{br}(i)$ を算出する。

$$U_{br}(i) = \frac{C_{br}(i)}{G_{br}(i)} \quad (5.7)$$

【STEP2】実プラント計算機モデルの定式化

省エネ技術導入前のエネルギー供給設備（実プラント）の運転を反映した実

プラント計算機モデル（以後、計算機モデル）をエネルギー供給計画問題として定式化する。実プラントの運転目的が総変動費の最小化である場合、導入前の実プラントの運転制約の下で変動費が最小となる計画問題として次のように定式化する。

min 変動費

s.t. 設備入出力特性式，エネルギーバランス制約式，上下限制約式等

例として，図 5.4 に示すようなボイラ 1 台，蒸気タービン発電機 2 基（1 号タービン（抽気背圧タービン），2 号タービン（抽気復水タービン））から構成され，電力，中圧蒸気，低圧蒸気を工場へ供給するコージェネレーションプラントを定式化したモデルを以下に示す。ボイラは，投入燃料を重油とし，投入燃料の流量に応じて蒸気を発生する。蒸気タービン発電機は，ボイラから発生した蒸気を入力とし，熱エネルギーの一部を利用して発電し，電力を工場の製造ラインへ供給するとともに抽気，排気により中圧蒸気，低圧蒸気を製造ラインへ供給する。なお，電力は，コージェネレーションプラントで生成した電力だけでなく，電力会社の商用系統から購入できる。理解を容易にするため，ボイラ，蒸気タービン発電機の入出力特性式，発電所内の負荷に応じて必要となる所内電力，所内中圧蒸気，所内低圧蒸気の需要特性式，エネルギーバランス制約式は一次式で定式化する。

$$\min. \quad o_{cost} = E_{uni} \times e_{buy} + F_{uni} \times f_B \quad (5.8)$$

$$s_B = A_B \times f_B + B_B \quad (5.9)$$

$$e_{1T} = A_{1T} \times si_{1T} + B_{1T} \times sm_{1T} + C_{1T} \quad (5.10)$$

$$e_{2T} = A_{2T} \times si_{2T} + B_{2T} \times sm_{2T} + C_{2T} \times sl_{2T} + D_{2T} \quad (5.11)$$

$$e_{idem} = A_{aux} \times s_B \quad (5.12)$$

$$sm_{idem} = B_{aux} \times s_B \quad (5.13)$$

$$sl_{idem} = C_{aux} \times s_B \quad (5.14)$$

$$e_{1T} + e_{2T} + e_{buy} = E_{dem} + e_{aux} \quad (5.15)$$

$$s_B = si_{1T} + si_{2T} \quad (5.16)$$

$$sm_{1T} + sm_{2T} = Sm_{dem} + sm_{aux} \quad (5.17)$$

$$sl_{1T} + sl_{2T} = Sl_{dem} + sl_{aux} \quad (5.18)$$

$$sl_{1T} = si_{1T} - sm_{1T} \quad (5.19)$$

$$sr_{2T} = si_{2T} - sm_{2T} - sl_{2T} \quad (5.20)$$

$$V_{\min} \leq v \leq V_{\max} \quad (5.21)$$

ここで、各変数と定数の意味を表 5.1 に示す。ただし、小文字は変数、大文字は定数を表す。また、式(5.8)：目的関数（総変動費算出式）、式(5.9)：ボイラ入出力特性式、式(5.10)：1号蒸気タービン発電機入出力特性式、式(5.11)：2号蒸気タービン発電機入出力特性式、式(5.12)：所内電力需要特性式、式(5.13)：所内中圧蒸気需要特性式、式(5.14)：所内低圧蒸気需要特性式、式(5.15)：電力バランス式、式(5.16)：高圧蒸気バランス式、式(5.17)：中圧蒸気バランス式、式(5.18)：低圧蒸気バランス式、式(5.19)：1号蒸気タービン発電機蒸気バランス式、式(5.20)：2号蒸気タービン発電機蒸気バランス式をそれぞれ表す。式(5.21)は、 V ：各変数、 $V_{\min}$ ：各変数の下限値、 $V_{\max}$ ：各変数の上限値とした場合の各変数の上下限制約式を表す。

表 5.1 変数と定数の意味

記号	意味
o_{cost}	エネルギーコスト
F_{uni}	燃料単価
E_{uni}	購入電力単価
s_B	ボイラ蒸気発生量
f_B	ボイラ入力燃料
e_{buy}	電力購入量
E_{dem}	工場電力需要
Sl_{dem}	工場低圧蒸気需要
sh_B	ボイラ蒸気発生量
e_{idem}	所内電力需要
sm_{idem}	所内中圧蒸気需要
sl_{idem}	所内低圧蒸気需要
sh_{1T}	1 号タービン入力蒸気量
e_{1T}	1 号タービン発電量
sm_{1T}	1 号タービン中圧抽気量
sl_{1T}	1 号タービン低圧背気量
sh_{2T}	2 号タービン入力蒸気量
e_{2T}	2 号タービン発電量
sm_{2T}	2 号タービン中圧抽気量
sl_{2T}	2 号タービン低圧抽気量
sr_{2T}	2 号タービン復水量
A_B, B_B	ボイラ入出力特性式の係数
$A_{1T}, B_{1T}, C_{1T}, D_{1T}$	1 号タービン入出力特性式の係数
$A_{2T}, B_{2T}, C_{2T}, D_{2T}$	2 号タービン入出力特性式の係数
$A_{aux}, B_{aux}, C_{aux}$	所内需要特性式の係数

【STEP3】 導入前計算機モデル原単価の算出

STEP2 で定式化した計算機モデルに省エネ技術導入前の環境条件（工場エネルギー使用量 $G_{br}(i)$ ，燃料単価，買電力単価，設備入出力特性など）を設定する。この設定の下でモデルに適切な最適化手法を用いて最適化問題を解き，最小となる総変動費を求める。例えばモデルが線形関数で表現される場合は線形計画法^[54]を用い，2 次関数で表現される場合は非線形計画法^[59]を用い，複雑な非線形関数で表現される場合はメタヒューリスティクス^{[55][56]}を用いる。求めた総変動費を STEP1 と同様に図 5.3 に示す変動費配賦方式によって各変動費 $C_{bm}(i)$ に配分する。式(5.22)により各導入前の計算機モデル原単価 $U_{bm}(i)$ を算出する。

$$U_{bm}(i) = \frac{C_{bm}(i)}{G_{br}(i)} \quad (5.22)$$

【STEP4】 最適運転率の算出

各エネルギー i に対し，省エネ技術導入前実績原単価 $U_{br}(i)$ と導入前計算機モデル原単価 $U_{bm}(i)$ との比である最適運転率 $P(i)$ を式(5.23)により算出する。

$$P(i) = \frac{U_{br}(i)}{U_{bm}(i)} \quad (5.23)$$

【STEP5】 最適運転率の評価

STEP4 で求めた各 $P(i)$ が 1 であれば，導入前計算機モデルの最適運転が実プラントの運転に一致していることを示す。 ε を 1 と比較して十分小さい値とし，全てのエネルギー i に対して式(5.24)を満たす場合は STEP6 を実行する。

$$|P(i) - 1| \leq \varepsilon \quad (5.24)$$

式(24)を満たさない場合は STEP2 に戻り，計算機モデルによる最適運転を実プラントの運転に近づけるために，実績運転におけるボイラ，蒸気タービン発電機の負荷配分や運転範囲，発電力と買電力の比率，タービン抽気，排気，復水の比率等に関する制約式を追加あるいは修正する。

【STEP6】 導入後計算機モデル原単価の算出

省エネ技術導入後の環境条件（導入後の工場エネルギー使用量 $G_{ar}(i)$ 、燃料単価、買電力単価、設備入出力特性など）の下、STEP2 で作成した計算機モデルを用いて最適化問題を解き、導入後計算機モデルの総変動費を求める。求めた総変動費を図 5.3 に示す変動費配賦方式によって各変動費 $C_{am}(i)$ に配分し、式 (5.25) により各導入後計算機モデル原単価 $U_{am}(i)$ を算出する。

$$U_{am}(i) = \frac{C_{am}(i)}{G_{ar}(i)} \quad (5.25)$$

【STEP7】 省エネ技術未導入時の原単価の推定

省エネ技術導入後の期間に省エネ技術を導入しないで導入前の運転方法が続けた場合の実プラントの原単価 $U_{ae}(i)$ を省エネ技術導入後の計算機モデル原単価 $U_{am}(i)$ と最適運転率 $P(i)$ を用いて式 (5.26) により推定する。つまり、 $P(i)$ が 1 でない場合、省エネ技術導入前の運転方法が続けた場合の実プラントの原単価を計算機モデルを用いて推定するだけでなく、さらに計算機モデルで表現できない部分を $P(i)$ を用いて微調整することにより、推定精度を向上させることができる。

$$U_{ae}(i) = P(i) \times U_{am}(i) \quad (5.26)$$

【STEP8】 省エネ技術未導入時の変動費の推定

STEP7 で推定した原単価 $U_{ae}(i)$ を用いて省エネ技術導入後の期間に省エネ技術を導入しないで導入前の運転方法が続けた場合の総変動費の推定値 $C_{ae}total$ （図 5.1(b) の A' に相当）を式 (5.27) により求める。

$$C_{ae}total = \sum_{i \in UE} C_{ae}(i) \quad (5.27)$$

ここで、 $C_{ae}(i)$ は省エネ技術導入後の期間に省エネ技術を導入しないで導入前の運転方法が続けた場合の各エネルギー i の変動費である。 $C_{ae}(i)$ は式 (5.28) により算出する。

$$C_{ae}(i) = U_{ae}(i) \times G_{ar}(i) \quad (5.28)$$

【STEP9】 省エネ効果の算出

STEP8 で推定した省エネ技術未導入時の総変動費の推定値 $C_{ae}total$ を用いて、省エネ効果の絶対額すなわち変動費削減効果 E (図 5.1(b)の E に相当) を式(5.29)により算出する。ただし、省エネ技術導入後の実績総変動費を $C_{ar}total$ (図 5.1(b)の B に相当) とする。

$$E = C_{ae}total - C_{ar}total \quad (5.29)$$

5.3 実プラントでの有効性の評価

本章では、実プラントの実績データを用いて CEBOM 法の有効性を検証する。具体的には、まず省エネ技術を導入する前の実績データから 2 つの期間 S_1 (1～2 週間) と S_2 (期間 S_1 と環境条件が異なる 1 週間) を選定する。次に省エネ技術導入前の期間に相当する S_1 のデータから省エネ技術導入後に省エネ技術導入前の運転を続けたと仮定した場合の期間に相当する S_2 の総変動費 $C_{ae}total$ を推定し、 $C_{ae}total$ と期間 S_2 の実際の総変動費 $C_{ar}total$ と比較することにより推定精度を検証する。期間 S_1 から期間 S_2 にかけて、環境条件として製造ラインでのエネルギー使用量、買電力単価が変化している。なお、推定精度 A は式(5.30)によって表す。式(5.30)において、推定総変動費と実績総変動費が一致する場合、推定精度は 100% ($A = 1$) である。

$$A = 1 - \frac{|C_{ar}total - C_{ae}total|}{C_{ae}total} \quad (5.30)$$

比較のために、文献[57]に記載の一次回帰式(5.31)により変動費 C を推定する。

$$C = f(G(i), E_{unit}, R(k)) \quad (5.31)$$

ここで、各エネルギー使用量 $G(i)$ (i はエネルギーの種類)、買電力単価 E_{unit} 、副生燃料投入量 $R(k)$ (k は副生燃料の種類) は変動費に影響を与える説明変数で

ある。

以下，表 5.2 に示すプラント X，Y，Z に対し，CEBOM 法と従来方式である一次回帰による推定方法とを推定精度および推定誤差によって比較した結果について述べる。なお，推定誤差は $1-A$ とする。

表 5.2 CEBOM 法と従来手法の実プラントへの適用結果

	Plant X	Plant Y	Plant Z
Equipment	3 boilers 3 turbine generators	5 boilers 4 turbine generators	5 boilers 4 turbine generators
Product	Electric power Middle-pressure steam Low-pressure steam	Electric power High-pressure steam Middle-pressure steam Low-pressure steam	Electric power Middle-pressure steam Low-pressure steam
Period S_1	Each 1 week of summer and winter three years ago	1 week of spring two years ago	1 week of spring last year
Period S_2	1 week of spring two years ago	1 week of spring last year	1 week of summer last year
Accuracy by regression analysis	99.266%	99.175%	97.937%
Accuracy by proposed method	99.959%	99.965%	99.978%

5.3.1 適用例 1

プラント X はボイラ 3 台，蒸気タービン発電機 3 台を保有し，電力，中圧蒸気，低圧蒸気を工場の製造ラインで使用する。この例では，春の 1 週間分の変動費をその前年の夏と冬の各 1 週間分の実績データから推定する。

推定の結果，CEBOM 法による推定精度は 99.959%（推定誤差 0.041%）であるのに対し，従来手法の推定精度は 99.266%（推定誤差 0.734%）である。

5.3.2 適用例 2

プラント Y はボイラ 5 台，蒸気タービン発電機 4 台を保有し，電力，高圧蒸気，中圧蒸気，低圧蒸気を工場の製造ラインで使用する。この例では，春の 1 週間分の変動費をその前年の春の 1 週間分の実績データから推定する。

推定の結果，CEBOM 法による推定精度は 99.965%（推定誤差 0.035%）であるのに対し，従来手法の推定精度は 99.175%（推定誤差 0.825%）である。

5.3.3 適用例 3

プラント Z はボイラ 5 台，蒸気タービン発電機 4 台を保有し，電力，中圧蒸気，低圧蒸気を工場の製造ラインで使用する。この例では，夏の 1 週間分の変動費を同じ年の春の 1 週間分の実績データから推定する。

推定の結果，CEBOM 法による推定精度は 99.978%（推定誤差 0.022%）であるのに対し，従来手法の推定精度は 97.937%（推定誤差 2.063%）である。

5.3.4 まとめ

工場のエネルギー供給システムへ EMS を導入した場合，省エネ効果は経験上少なくとも 1～3%である。しかし，式(5.32)で表す省エネ効果に占める変動費の推定誤差の割合 R が大きい場合は，省エネ効果が省エネ技術導入によるものなのかを断定できないため，省エネ効果を適切に把握できない。

$$R = \frac{\text{推定誤差}}{\text{省エネ効果}} \quad (5.32)$$

従来手法と CEBOM 法を比較するために，省エネ効果を 1～3%として適用例 1～3 の結果から R の取りうる範囲を求める。従来手法の場合， R の最小値（省エ

ネ効果 3%かつ推定誤差 0.734%) は 24.5% ($0.734/3=0.245$), R の最大値 (省エネ効果 1%かつ推定誤差 2.063%) は 206.3% ($2.063/1=2.063$) となる。したがって, R の取りうる範囲が 24.5~206.3%となり, 推定誤差が省エネ効果よりも大きくなる可能性があるため, 省エネ効果を把握する上で有効ではない。

これに対し, CEBOM 法の場合, R の最小値 (省エネ効果 3%かつ推定誤差 0.022%) は 0.7% ($0.022/3=0.007$), R の最大値 (省エネ効果 1%かつ推定誤差 0.041%) は 4.1% ($0.041/1=0.041$) となる。したがって, R の取りうる範囲が 0.7~4.1%となるので, 推定誤差が省エネ効果に比べて十分小さく, 省エネ効果を把握する上で有効と考えられる。

5.4 結言

本章では, 最適化手法を利用して省エネ技術導入後の期間において仮に省エネ技術を導入しなかった場合の変動費を推定する CEBOM 法を提案し, 省エネ技術導入後の省エネ効果を試算した。CEBOM 法は, エネルギー供給設備の運転員が, 環境条件の変化に応じて, 設備の運転制約の下で最適に設備を運転するという経験に基づいて考案した手法であり, 省エネ技術導入前の期間における実プラントの運用を模擬した計算機モデルを使用して原単価を推定することを特徴とする。原単価の推定では, 計算機モデルを使用して導入後モデル原単価を算出し, さらに省エネ技術導入前実績原単価と導入前モデル原単価との比である最適運転率を用いて微調整を行うステップを取り入れることにより推定精度の向上を図った。

CEBOM 法の有効性を検証するために, 複数の実プラントに対し, 基準となる 1~2 週間分の実績データから環境条件が異なる 1 週間分の変動費を CEBOM 法により推定した結果, 99.9%以上の精度 (0.1%以下の推定誤差) で省エネ技術を導入しなかった場合の変動費を推定できることを示した。

参考文献

- [54] 伊東弘一, 横山良平, コージェネレーションの最適計画, 産業図書, 1988.
- [55] 北村聖一, 森一之, 進藤静一, 泉井良夫, “改良 MOPSO による工場エネルギー供給計画の多目的最適化”, 電気学会論文誌 C, Vol.125, No.1, pp.21-28, 2005.
- [56] 北川慎治, 福山良和, 戸高雄二, “Particle Swarm Optimization のコージェネ最適運用への適用”, 平成 16 年電気学会全国大会, Vol.4, pp.S19(25)-(28), 2004.
- [57] 須田文隆, “制御系の改善による省エネルギー対策の実際”, 工場・ビル・施設における省エネルギー診断と具体的対策, エヌ・ティー・エス, pp.275-296, 2000.
- [58] 井上兵衛, “熱併給発電所の原単位算出方法”, 火力原子力発電, 火力原子力発電技術協会, Vol.37, No.12, pp.83-93, 1986.
- [59] 江本源一, 福島雅夫, “発電プラントにおけるタービン負荷配分の大域的最適化”, システム制御情報学会論文誌, Vol.20, No.2, pp.76-83, 2007.

第6章 結論

工場のエネルギー供給における省エネは、燃料費削減という経営的な側面、CO₂などの環境汚染物質の排出量削減という環境的な側面、省エネ法における努力目標といった社会制度的な側面から、各工場が取り組むべき必須の課題となっている。これまで、インバータ化や高効率機器へのリプレイスなど、ハードウェアの改善による省エネが主力であったが、近年の計算機能力の向上も相まってソフトウェアによる設備の運用改善による省エネを実現する FEMS が注目されてきている。FEMS のコア技術であるエネルギー供給計画最適化技術は、様々なアプローチで改善が進んでいるが、今後さらに普及させていくためには解決すべき課題が多く残っている。そこで本研究では、エネルギー供給計画最適化における課題を抽出し、それらの解決策を検討した。以下に、各章の成果ならびに今後の課題についてまとめる。

6.1 研究の成果

第 2 章では、エネルギー供給計画における多目的最適化手法について検討を行った。発電設備のモデルを非線形で表す場合を想定し、非線形最適化問題を効率良く解く手法として注目されているメタヒューリスティクスのうち、PSO に着目した。PSO を多目的最適化に拡張した MOPSO という手法が提案されているが、複数の目的関数を同時に扱え、パレート解を求めることができる反面、変数が増えると指数関数的に計算時間が長くなるという問題があった。また、複数の目的関数を単一の目的関数に変換して解く多目的最適化手法として、重み付け法や制約変換法が挙げられるが、いずれも複数存在する多目的最適解を目的関数空間上に均等に得ることが難しいという問題があった。そこで本研究では、エネルギー供給計画多目的最適化問題に対し、原問題を部分問題に分割し、各部分問題のパレート解を求め、部分問題のパレート解を組み合わせることにより原問題のパレート解を求める多目的最適化手法（改良 MOPSO）を新たに提案した。仮想的なエネルギー供給システムに適用し、コストと CO₂ 排出量の最小化を行い、評価値および解の広がりを表す被覆率について従来手法と比較した結果、改良 MOPSO が有効であることが示された。

改良 MOPSO では、解を改善するアプローチで無作為な選択処理が行われて

いるが、戦略的に良好な解が導出されるようにアルゴリズムを改良できれば、計算の高速化が期待できる。また、原問題を部分問題に分割する際、部分問題同士の制約条件を考慮して切り離す必要があるが、部分問題間の制約が厳しい場合は分割することが困難となる。本研究では、原問題が部分問題に分割できることを前提として手法を提案したが、部分問題の分割方法は今後の課題と考える。

第 3 章では、エネルギー供給計画の最適化において、複数の代替案を求める手法について検討を行った。複数の発電設備があり、それらを非線形なモデルで表すことができる場合、目的関数が多峰性関数となり、局所最適解が複数存在することがある。本研究は、エネルギー供給計画の最適化において、代替案として複数の準最適解を求め、その中から制御しやすい運転計画を選択することを主眼としたため、複数の局所最適解を求めることを目的とするのではなく、評価値の良好な解を複数求めることを目的とした。その手法として、PSO の繰り返し計算をベースとした Multi PSO を提案した。Multi PSO では、複数の目的関数を得るため、最良解を得るたびに次回以降その周辺での探索を避けるために目的関数の修正を行う。Multi PSO の有効性を示すため、PSO を並行して実施する Niche PSO を比較対象として、仮想的なエネルギー供給システムに適用した結果、Multi PSO の方が最適な解を導出できることを示した。また、アルゴリズムで使用するパラメータのうち目的関数を修正するパラメータの検討も併せて行った。

Multi PSO では、目的関数の修正が複数解を効率良く得るためのポイントとなるが、単純に目的関数の一部を切り取るような処理を行っているため、修正後の目的関数が尖った形状となり、修正した付近では近接した解の評価値に大きな差が生じることになる。PSO は近接最適性原理（「良い解同士は何らかの類似構造を持つ」という概念）に基づいているため、近接最適性原理を考慮して目的関数の修正方法を検討することが、今後の課題として挙げられる。

第 4 章では、不確実性を考慮したエネルギー供給計画最適化について検討を行った。電力および熱のエネルギー需要は予測通りにはならず、予測が大きく外れた場合は、電力の過不足あるいは熱の過不足を生じ、電力会社との契約違反や生產品の品質悪化などを招く恐れがある。ところが、予測が外れることを

想定して過剰な余力を持たせた運転は、コスト的に大きなロスを生む。そこで本研究では、エネルギー需要を不確実性要素とし、次の時刻のエネルギー需要予測の確率分布に基づき、確率分布の裾野まで考慮して自家発プラントの運転計画を最適化する手法（OCPD 法）を提案した。OCPD 法は、不確実性要素の直積で表した確率分布をメッシュに区切り、全事象で共通の運転値と、各メッシュにおける事象が起こった場合の調整値を考慮して最適化を行う手法である。OCPD 法を仮想的な自家発プラントに適用した結果、概ね従来手法よりも低コストとなり、制約を遵守した運転計画を立案することができた。

しかしながら、必ずしも全試行に対して OCPD 法が良い結果となるわけではなく、例えばエネルギー需要がある程度予測通りとなれば、確率分布の裾野まで考慮した提案手法による運転計画は不利となることがある。したがって、確率分布をいかに作成するか、また確率分布の裾野をどこまで考慮するのかが今後の課題である。後者については、裾野の事象に備えて制約違反を回避するためにかかる投資コストと、制約違反が生じた場合の損害コストとを比較して、裾野の事象まで考慮するか否かを定める、ということが 1 つの解決策であると考えている。

第 5 章では、最適化手法を適用したエネルギー変動費の推定方法について検討を行った。FEMS などの省エネシステムを導入した結果、例えば前年度よりもエネルギーコストが下がった場合、その効果が省エネシステム導入によるものなのか、その他の環境条件（エネルギー需要の変化、燃料や購入電力の単価の変化など）によるものなのか、その明確な切り分けは難しい。しかし、ユーザにとって省エネシステムが有益であるかどうかを立証することは重要であり、それが省エネシステムの普及を左右すると考えられるため事業者にとっても避けられない課題である。そこで本研究では、省エネシステム導入前の実運転と最適運転計画におけるエネルギー原単価の比率を最適運転率とし、省エネシステム導入後の環境条件と最適運転率から算出したエネルギー変動費を推定する方法（CEBOM 法）を提案し、実運転のエネルギー変動費と比較することにより省エネ効果を試算した。CEBOM 法を実プラントのデータを使って検証した結果、99.9%以上の精度でエネルギー変動費を推定することができ、1~3%と想定する FEMS の導入効果に十分耐えうる推定精度であることを確認した。

提案手法では、省エネシステム導入後の環境条件にて省エネシステムを導入

しなかった場合のエネルギー原単価を推定する。この推定精度が手法の良し悪しを決定するが、さらにユーザの理解を得るためには設備の運転値レベルまで推定することが課題であると考えられる。なぜなら、省エネシステムを導入しなかった場合の運転員による設備の運転を推定することができれば、エネルギー変動費推定の根拠が明確となるからである。このような省エネ効果を推定するための方法は、工場以外の分野においても大きく寄与できるものとする。

6.2 エネルギー供給計画最適化の将来

本論文では、第2章、第3章、第4章において、最適化手法の提案を行った。これらの最適化手法は多目的、制御のし易さ、不確実性を着眼点とし、それぞれ異なる目的で検討したものであるが、実際の工場ではいずれの目的も抱えている場合がある。これらの目的を全て考慮した最適化手法を構築するためにはアルゴリズムの大幅な改良が必要となるが、より強力なエネルギー供給計画最適化を実現できる可能性がある。このように研究成果を統合させることにより、本研究における成果の有用性がさらに向上することが期待できる。

東日本大震災後、原発事故に端を発し、特に夏季の冷房ピーク時や冬季の暖房ピーク時に需給が逼迫するという問題が起こっている。このような問題に対して政府は、工場やビルに対して休業や作業時間の短縮・シフトを促したり、一般需要家に対して節電を促したりして対策を行っている。一方、定期検査時に稼働する予備の発電設備や低負荷時の発電余力を電力供給源として電力会社に供給できる工場の自家発電プラントが注目されている。通常、自家発電プラントの運転員は工場内のエネルギー需要を満たすことを目的として発電設備を運転しているが、今後は工場以外へのエネルギー供給も考慮した運転を迫られることも考えられる。FEMSは運転員が普段直面しないような状況に対しても高速に最適運用計画を立案できるため、ますます有用になると考えられる。

エネルギー供給計画は、工場だけでなくビルや家庭においても必要視されており、BEMS (Building Energy Management System)、HEMS (Home Energy Management System)の開発が進んでいる。さらに近年、地域エネルギーマネジメントシステム (Community Energy Management System; CEMS) と呼ばれる、工場・ビル・家庭などを含む地域全体のエネルギー管理を行うシステムが注目さ

れている。BEMS, HEMS, CEMS も FEMS と同様に、ビル、家庭、地域のエネルギー需要に対していかにエネルギー供給計画を最適化するかに着眼している。FEMS の最適化のコアとなる技術は流用できると考えられるため、本研究でのエネルギー供給計画最適化に関する研究成果の BEMS, HEMS, CEMS への寄与が期待できる。

謝辞

本論文は、主として著者が三菱電機株式会社 先端技術総合研究所ならびに大阪大学大学院工学研究科で行った研究をまとめたものである。

大阪大学大学院工学研究科・高井重昌教授には、本研究を通して終始懇切なご指導とご鞭撻を賜りました。同研究科・谷野哲三教授、宮本俊幸准教授には本論文をまとめるにあたり、適切なご指導とご指摘を賜りました。また、論文審査委員を務めて頂きました同研究科・伊瀬敏史教授、舟木剛教授、大阪大学レーザーエネルギー学研究センター・白神宏之教授には貴重なご助言を賜りました。謹んで厚く御礼申し上げます。

著者が所属する三菱電機株式会社 先端技術総合研究所 ソリューション技術部部長 石原鑑博士には格別の研究環境と本論文をまとめる機会を与えていただくとともに終始激励いただきました。また同部 系統制御システム技術グループ グループマネージャー 小島康弘博士には、研究遂行上の有益かつ適切なご示唆とご教示をいただくとともに並々ならぬご指導をいただきました。

本論文の成果は三菱電機株式会社の諸先輩方、同僚、後輩の多大なご支援とご協力の賜物であります。福井工業大学工学部教授 尾崎禎彦博士、株式会社エムテック 進藤静一氏には、入社以来、研究開発全般を通して、適切なご助言および示唆に富んだご意見をいただきました。Helen Becker 氏には、有益な実験データのご提供をいただきました。青木啓志氏、高松宏至氏をはじめとする三菱電機株式会社 電力システム製作所 エネルギープラント部の方々には様々な観点からのご助言とご討論をいただきました。また、笹倉英二氏、松尾智秋氏をはじめとする三菱電機コントロールソフトウェア株式会社の方々には実用的観点から有益なご助言をいただきました。

三菱電機株式会社 先端技術総合研究所 泉井良夫博士、同研究所 ソリューション技術部 森一之博士には入社以来熱心にご指導いただくとともに本研究の遂行において有益なご助言とご協力をいただき、本研究を進める上で大きな力添えとなりました。さらに、同部の方々および旧エネルギーソリューション開発プロジェクトグループ由来の方々には、日ごろの研究に関する議論から様々なアイデアを与えていただき、また格別のご激励とご助言をいただきました。

以上の方々に対し、心より感謝いたします。

業績目録

学術論文誌発表論文（第一著者）

1. 北村聖一, 森一之, 進藤静一, 泉井良夫, “改良 MOPSO による工場エネルギー供給計画の多目的最適化”, 電気学会論文誌 C, Vol.125, No.1, pp.21-28, 2005.
Shoichi Kitamura, Kazuyuki Mori, Seiichi Shindo and Yoshio Izui, “Modified Multiobjective Particle Swarm Optimization Method and Its Application to Energy Management System for Factories”, Electrical Engineering in Japan, Vol.156, No.4, pp.33-42, 2006.
2. 北村聖一, 森一之, 尾崎禎彦, 進藤静一, 泉井良夫, “最適化手法を用いた省エネ効果推定法の提案と工場エネルギー供給システムへの適用”, 電気学会論文誌 C, Vol.128, No.1, pp.39-44, 2008.
Shoichi Kitamura, Kazuyuki Mori, Seiichi Shindo and Yoshio Izui, “A method of estimating energy saving effect and its application to factory energy supply systems”, Electrical Engineering in Japan, Vol.168, No.4, pp.14-22, 2009.
3. 北村聖一, 森一之, 尾崎禎彦, 泉井良夫, “Multimodal PSO のエネルギー供給システムへの応用”, 電気学会論文誌 C, Vol.130, No.1, pp.14-20, 2010.
4. 北村聖一, 森一之, 泉井良夫, 宮本俊幸, 高井重昌, “不確実性を考慮した工場自家発プラントの運転最適化”, 電気学会論文誌 C, Vol.133, No.4, pp.822-830, 2013.

学術論文誌発表論文（第一著者以外）

1. 宮本俊幸, 北山朋宏, 熊谷貞俊, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “CO₂ 排出量を考慮したエネルギー取引システムに関する一考察”, 電気学会論文誌 C, Vol.125, No.10, pp.1513-1521, 2005.
2. 八切好司, 宮本俊幸, 熊谷貞俊, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “分散 EMS におけるエネルギー取引決定手法に対する市場指向プログラミングの適用”, 電気学会論文誌 C, Vol.128, No.1, pp.24-31, 2008.
3. 八切好司, 宮本俊幸, 熊谷貞俊, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “分散 EMS におけるエネルギー取引決定手法の評価”, 電気学会論文誌 C, Vol.128, No.5, pp.804-810, 2008.
Koji Yakire, Toshiyuki Miyamoto, Sadatoshi Kumagai, Kazuyuki Mori, Shoichi Kitamura and Takaya Yamamoto, “An evaluation of trading methods for a distributed energy management system”, Electronics and Communications in Japan, Vol.94, No.6, pp.32-40, 2011.
4. 宮本俊幸, 杉本洋平, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “需要家が複数存在する分散 EMS における取引決定手法”, 電気学会論文誌 C, Vol.130, No.2, pp.178-185, 2010.

5. 室田勇輝, 宮本俊幸, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “CO2 排出量を考慮した分散 EMS の多期間問題への拡張”, 計測自動制御学会論文集, Vol.47, No.4, pp.200-208, 2011.

国際会議発表論文

1. Shoichi Kitamura, Kazuyuki Mori, Seiichi Shindo, Yoshio Izui and Yoshihiko Ozaki, “Multi-Objective Energy Management System Using Modified MOPSO”, Proceedings of IEEE SMC, pp.3497-3503, 2005.
2. Shoichi Kitamura, Kazuyuki Mori and Akira Ono, “Capacity Planning Method for Semiconductor Fab with Time Constraints between Operations”, Proceedings of SICE-ICCAS, pp.1100-1103, 2006.
3. Koji Yakire, Toshiyuki Miyamoto, Sadatoshi Kumagai, Kazuyuki Mori, Shoichi Kitamura and Takaya Yamamoto, “An Energy Distribution Decision Method in Distributed Energy Management Systems by the Market-oriented Programming”, Proceedings of SICE-ICCAS, pp.5983-5988, 2006.
4. Akira Ono, Shoichi Kitamura and Kazuyuki Mori, “Risk Based Capacity Planning Method for Semiconductor Fab with Queue Time Constraints”, Proceedings of ISSM Conference, pp.49-52, 2006.
5. Toshiyuki Miyamoto, Koji Yakire, Sadatoshi Kumagai, Kazuyuki Mori, Shoichi Kitamura and Takaya Yamamoto, “Computational Evaluation of a Market-Oriented Programming Method for Distributed Energy Management Systems”, Proceedings of IEEE SMC, pp.650-655, 2007.
6. Yohei Sugimoto, Toshiyuki Miyamoto, Sadatoshi Kumagai, Kazuyuki. Mori, Shoichi Kitamura and Takaya Yamamoto, “An Energy Distribution Decision Method in Distributed Energy Management Systems with Several Agents”, Proceedings of the 17th IFAC World Congress, pp.664-669, 2008
7. Akira Ono, Shoichi Kitamura and Kazuyuki Mori, “Optimal Load Allocation Method for Keeping Target TAT - Application of Nonlinear Programming”, Proceedings of ISSM Conference, pp.159-162, 2008.
8. Yohei Sugimoto, Toshiyuki Miyamoto, Sadatoshi Kumagai, Kazuyuki. Mori, Shoichi Kitamura and Takaya Yamamoto, “CO2 Emission Basic Unit Control Mechanism in a Distributed Energy Management System Using the Market Oriented Programming”, Proceedings of ICSET, pp.583-588, 2008.

国内会議発表論文

1. 北村聖一, 森一之, 進藤静一, “多目的最適化方式の提案と工場 EMS への応用”, 電気学

会産業計測制御研究会資料, pp.99-104, 2004.

2. Kazuyuki Mori, Shoichi Kitamura and Seiichi Shindo, “Simulation-based Scheduling System For Saving Energy Consumptions”, Proceedings of SICE Annual Conference, pp.1182-1185, 2004.
3. 八切好司, 宮本俊幸, 熊谷貞俊, 森一之, 北村聖一, 進藤静一, “環境負荷を考慮したエネルギー取引システムシミュレータにおける Java クラスの開発”, 電子情報通信学会技術研究報告 Vol.105, No.160, pp.23-28, 2005.
4. 北村聖一, 森一之, 進藤静一, 泉井良夫, “改良 MOPSO による多目的エネルギーマネージメントシステム”, 電子情報通信学会総合大会講演論文集, p.230, 2005.
5. 北村聖一, 森一之, 尾崎禎彦, 進藤静一, 泉井良夫, “最適化手法を用いたエネルギー変動費推定法”, 電気関係学会関西支部連合大会講演論文集, p.S27, 2005.
6. 北村聖一, 森一之, 尾崎禎彦, 進藤静一, 泉井良夫, “改良 MOPSO の提案とエネルギー供給計画問題への適用”, システム・情報部門学術講演会講演論文集, pp.301-306, 2005.
7. 北村聖一, 森一之, 尾崎禎彦, 進藤静一, 泉井良夫, “最適化手法を用いたエネルギー変動費推定法の提案”, 電気学会産業計測制御研究会資料, pp.47-50, 2006.
8. 杉本洋平, 宮本俊幸, 熊谷貞俊, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “多主体分散 EMS におけるエネルギー取引決定手法に関する研究”, 平成 19 年電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集, pp.866-871, 2007.
9. 杉本洋平, 宮本俊幸, 熊谷貞俊, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “分散 EMS における CO2 排出原単位調整手法の提案”, 第 42 回離散事象システム研究会講演論文集, pp.7-12, 2007.
10. 森一之, ベッカーヘレン, 北村聖一, “メタヒューリスティクスのエネルギー需給システムへの適用”, 平成 20 年電気学会全国大会, 2008.
11. 杉本洋平, 宮本俊幸, 熊谷貞俊, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “分散 EMS における CO2 排出源単位調整を取り入れたエネルギー取引決定手法の提案”, 第 43 回離散事象システム研究会講演論文集, pp.43-48, 2008.
12. Shoichi Kitamura, Kazuyuki Mori and Yoshio Izui, “Application of Metaheuristics to Energy Supply Systems”, 平成 20 年電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集, pp.494-498, 2008.
13. 室田勇輝, 宮本俊幸, 熊谷貞俊, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “多期間における分散 EMS における CO2 排出量枠分配に関する検討”, システム・情報部門学術講演会講演論文集, pp.449-454, 2008.
14. 室田勇輝, 宮本俊幸, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “多期間分散 EMS におけるエネルギー変換機器起動停止問題の解法”, 電気関係学会関西支部連合大会講演論文集, p.G55, 2009.
15. 室田勇輝, 宮本俊幸, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, “多期間分散 EMS におけるエネルギー

一変換機器起動停止問題の解法”, 計測自動制御学会関西支部シンポジウム講演論文集, pp.45-48, 2010.

16. 北村聖一, 小島康弘, 矢野拓人, 杉田英樹, 湯山篤, “複数電源制御方式のパラメータ調整への PSO の適用”, 平成 22 年電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集, pp.779-782, 2010.
17. 任銀姫, 宮本俊幸, 森一之, 北村聖一, 山本隆也, 泉井良夫, “モード変更時のエネルギー消費を考慮に入れた RCPSP について”, 平成 22 年電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集, pp.1027-1031, 2010.
18. Toshiyuki Miyamoto, Yinji Ren, Kazuyuki Mori, Shoichi Kitamura, Takaya Yamamoto and Yoshio Izui, “A Resource Constrained Project Scheduling Problem Considering Energy Consumption in Modal Changes - A Report on Computational Experiments -”, 平成 23 年電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集, pp.637-640, 2011.
19. 北村聖一, 信太優子, 戸坂滋人, 青木啓志, 森一之, “工場におけるデータ活用と省エネルギー”, 平成 24 年電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集, pp.655-660, 2012.

受賞

1. 電気学会電子・情報・システム部門誌「次世代を担う若手技術者・研究者」特集号優秀論文賞（改良 MOPSO による工場エネルギー供給計画の多目的最適化）, 2005.
2. 電気学会第 62 回電気学術振興賞論文賞（改良 MOPSO による工場エネルギー供給計画の多目的最適化）, 2006.
3. 電気学会産業計測制御技術委員会優秀論文発表賞（最適化手法を用いたエネルギー変動費推定法の提案）, 2006.
4. 電気学会産業応用部門優秀論文発表賞（最適化手法を用いたエネルギー変動費推定法の提案）, 2007.
5. 電気学会第 64 回電気学術振興賞進歩賞（工場エネルギー供給最適運転制御システムの開発と実用化）, 2008.
6. 電気学会電子・情報・システム部門優秀論文発表賞（複数電源制御方式のパラメータ調整への PSO の適用）, 2011.

登録特許

1. 特許第 4111153 号, 運用計画システムおよび運用計画立案プログラム
2. 特許第 4369189 号, スケジューリングシステムおよびスケジューリングをコンピュータに実行させるためのプログラム
3. 特許第 4413045 号, エネルギー電子取引システム及びエネルギー電子取引方法

4. 特許第 4579137 号, エネルギー変動費推定装置およびエネルギー変動費推定プログラム

その他

1. 森一之, 北村聖一, “最適化手法を用いた省エネ効果推定法”, 電気学会技術報告 第 1087 号, ソフトコンピューティングと産業システムデザインへの応用, pp.170-174, 2007.
2. 北村聖一, 森一之, “Multimodal Particle Swarm Optimization のエネルギー供給システムへの応用”, 電気学会技術報告 第 1151 号, ソフトコンピューティングの新展開とその産業応用, pp.123-126, 2009.
3. 北村聖一, 森一之, 尾崎禎彦, “工場エネルギー供給最適運転制御システムの開発と実用化”, 発見と発明のデジタル博物館, <http://dbnst.nii.ac.jp/pro/detail/1463>, 2010.